

FLUJO DE CARGA ÓPTIMO EN SISTEMAS DE
DISTRIBUCIÓN CON PRESENCIA DE CÓGENERADORES
UTILIZANDO UNA TÉCNICA DE OPTIMIZACIÓN
MULTIOBJETIVO.

VÍCTOR MARIO VÉLEZ MARÍN.

UNIVERSIDAD TECNOLÓGICA DE PEREIRA.
PROGRAMA DE INGENIERÍA ELÉCTRICA.
AREA DE PLANEAMIENTO.
PEREIRA.

2008

FLUJO DE CARGA ÓPTIMO EN SISTEMAS DE
DISTRIBUCIÓN CON PRESENCIA DE CÓGENERADORES
UTILIZANDO UNA TÉCNICA DE OPTIMIZACIÓN
MULTIOBJETIVO.

Trabajo de Grado para Optar al Título de
Ingeniero Electricista.

VÍCTOR MARIO VÉLEZ MARÍN.

Director.
MSc. ALEJANDRO GARCÉS RUÍZ

UNIVERSIDAD TECNOLÓGICA DE PEREIRA.
PROGRAMA DE INGENIERÍA ELÉCTRICA.
AREA DE PLANEAMIENTO.
PEREIRA.
2008

Calificación:

MSc. Oscar Gomez
Jurado.

MSc. Alejandro Garcés Ruiz
Director.

Dedicatoria

A mi Familia por su apoyo incondicional, en especial a mi madre Damaris y mi segunda madre Luz Mery.

Agradecimientos.

Al MSc. Alejandro Garcés Ruíz por su gran colaboración y apoyo. A todos los ingenieros que hicieron parte de mi proceso de formación académica. A mis compañeros Jason Molina, Carlos Ramirez, Oscar E. Gomez, Mario Pantoja, Jhony Parra y todos los que hacen parte del grupo con los que compartí estos años inolvidables.

Resumen

En general los sistemas de cogeneración pueden disminuir las pérdidas si son adecuadamente coordinados, no obstante, el problema de optimización asociado puede tener características multiobjetivo si se tienen en cuenta factores como regulación de tensión, la confiabilidad y los costos de operación.

Las nuevas técnicas de optimización multiobjetivo han venido mostrando buenos resultados en diferentes aplicaciones. Este trabajo presenta la implementación del método de optimización multiobjetivo NSGA II aplicado al problema de flujo de carga óptimo en un sistema de distribución con presencia de cogeneración cuyo objetivo es encontrar los valores óptimos de potencia activa inyectada a la red por los cogeneradores. Estos valores buscan optimizar las pérdidas en las líneas y a su vez que el costo de la energía inyectada también sea óptimo.

Se considera como restricción del sistema la curva de cargabilidad de los equipos cogeneradores, en busca de un modelo mas cercano a la realidad, sin dejar a un lado las restricciones del sistema que se consideran comúnmente en el flujo de carga óptimo.

ABSTRACT

In general, cogeneration systems can reduce losses in distribution systems if they are properly coordinated, however, the optimization problem may have characteristics associated multiobjective if one takes into account factors such as voltage regulation, reliability and operating costs.

The new optimization techniques multiobjective have shown good results in different applications. This paper presents the implementation of the method optimization multiobjective NSGA II in optimal load flow problem applies to distribution systems with cogeneration whose goal is to find the optimal settings of generation of cogenerators, which reduce losses and cost of operation of the system.

Also regarded as a new restriction system curve chargeability of cogeneration equipment, in search of a model more close to reality, while at the side of restrictions system that is commonly considered in the optimal load flow.

Índice general

<i>Índice general</i>	VIII
<i>Índice de figuras</i>	XIV
<i>Índice de cuadros</i>	XVI
1.. Introducción	1
1.1. Objetivos	2
1.2. Justificación	3
1.3. Metodología y Estructura del Trabajo	4
2.. Cogeneración	6
2.1. Generación Distribuida	7
2.1.1. La generación distribuida en otros países	9
2.1.2. Tecnologías de generación distribuida	10
2.1.3. Aplicaciones de la generación distribuida	11
2.1.4. Beneficios de la generación distribuida	12

2.2. Proceso de Cogeneración	13
2.3. Cogeneración en Colombia	15
2.3.1. Adopción de la Cogeneración en Colombia	15
2.3.2. Interconexión con la red	16
2.3.3. Contratos de Conexión	17
2.3.4. Venta de Excedentes de Energía	18
2.3.5. Perspectivas de la Cogeneración	20
3.. Modelamiento y Análisis de Redes de Distribución	23
3.1. Modelo del sistema de distribución	23
3.1.1. Líneas	24
3.1.2. Cargas	24
3.2. Modelo de la Unidad Cogeneradora	26
3.2.1. Características básicas de la Maquina Síncrona	26
3.2.2. Valores Nominales de la Maquina Síncrona	27
3.2.3. Lugares Geométricos de la Maquina Síncrona	28
3.3. Flujo de Carga	30
3.3.1. Planteamiento del Flujo de Carga	31
3.4. Método de Barrido Iterativo	32
3.4.1. Barrido de corrientes.	35
3.4.2. Actualización del nodo slack.	36
3.4.3. Barrido de voltajes.	36

3.4.4. Convergencia del método de suma de corrientes . .	39
3.4.5. Consideraciones Adicionales	39
4.. <i>Computación Evolutiva</i>	41
4.1. Antecedentes conceptuales de la Genética	42
4.1.1. Neo-Darwinismo	43
4.2. Computación evolutiva	44
4.3. Programación evolutiva	46
4.4. Estrategias evolutivas	47
4.5. Algoritmos genéticos	48
4.6. Programación Genética	52
4.7. Ventajas de los Algoritmos Evolutivos	53
5.. <i>Optimización Multiobjetivo</i>	55
5.1. Introducción	55
5.2. Problema de Optimización Multiobjetivo MOP	56
5.3. Técnicas Tradicionales de Optimización Multiobjetivo . .	59
5.3.1. Métodos a posteriori	60
5.3.2. Métodos a priori	60
5.3.3. Métodos Interactivos	60
5.3.4. Desventajas de las técnicas tradicionales	61
5.4. Técnicas Evolutivas de Optimización Multiobjetivo	61

5.4.1.	Vector Evaluated Genetic Algorithm, VEGA	63
5.4.2.	Multiobjective Genetic Algorithm, MOGA	63
5.4.3.	Non-dominated Sorting Genetic Algorithm, NSGA	64
5.4.4.	Niched Pareto Genetic Algorithm, NPGA	64
5.5.	Algoritmos de Segunda Generación	65
5.5.1.	Pareto Archived Evolution Strategy, PAES	65
5.5.2.	Strength Pareto Evolutionary Algorithm, SPEA	66
5.5.3.	SPEA-II	66
5.5.4.	Ventajas de los Algoritmos Evolutivos Multiobjetivo	66
6..	<i>Algoritmo NSGA II</i>	68
6.1.	Características del Algoritmo	69
6.2.	Manejo de restricciones	79
6.3.	Método de Recombinación(Crossover)	81
6.3.1.	Crossover Binario Simple	81
6.3.2.	Crossover Binario Simulado(SBX) para espacio de busqueda continuos	83
7..	<i>Implementacion al Problema de Flujo de Carga Optimo FCO</i>	86
7.1.	Planteamiento del Problema	87
7.1.1.	Pérdidas de Potencia en el Sistema de Distribución	87
7.1.2.	Costos de Generación con equipos Cogeneradores	88
7.1.3.	Restricciones Consideradas	89

7.2. Metodología Aplicada al Flujo de Carga Óptimo	92
7.2.1. Evaluación de Funciones Objetivos y Penalización de Restricciones	94
7.2.2. Implementación del Método al Flujo de Carga Óptimo	95
7.2.3. Estructura del Método de Selección	97
7.2.4. Selección por Torneo Usando el método de Ray-Tao	98
7.2.5. Parámetros Usados en el Método	98
8.. Resultados	102
8.1. Pruebas al Sistema de 30 Nodos	103
8.2. Pruebas al Sistema de 135 Nodos	108
8.3. Conclusiones y Trabajo Futuro	113
<i>Bibliografía</i>	115
<i>Apéndice</i>	125
A.. Glosario	126
B.. Ordenamiento Nodal	130
C.. Sistemas de Prueba	135
C.0.1. Sistema de 30 nodos	135
C.1. Sistema IEEE de 135 nodos	137

<i>Índice alfabético</i>	143
------------------------------------	-----

Índice de figuras

2.1. Sistema de Distribución con Cogeneración	8
2.2. Proceso de Cogeneración	13
2.3. Utilidad de Potencia Vs Cogeneración	14
3.1. Modelo de la Linea	24
3.2. Modelo de cargas	25
3.3. Zona de Operación de la Maquina Sincrona como Generador	29
5.1. Criterio de Dominancia de Pareto	58
6.1. Cálculo Crowding-distance.	73
6.2. Selección de la Población Descendiente	76
6.3. Distribucion de probabilidad para creacion de hijos en problemas continuos	85
7.1. Secuencia del Algoritmo del NSGA II.	93
8.1. Variación de las Generaciones 30 Nodos	104

8.2. Variación de la Población 30 Nodos	105
8.3. Variación de η para 30 Nodos	106
8.4. Variación de la probabilidad de Mutación P_c 30 Nodos	106
8.5. Potencia Activa de los Cogeneradores (Vector Solución)	107
8.6. Frecuencia obtenida para 10 corridas 30 Nodos	107
8.7. Variación de las Generaciones 135 Nodos	108
8.8. Variación de la Población 135 Nodos	109
8.9. Variación de η para 135 Nodos	109
8.10. Variación de la probabilidad de Mutación P_c 135 Nodos	110
8.11. Potencia Activa de los Cogeneradores (Vector Solución)	111
8.12. Frecuencia obtenida para 10 corridas 135 Nodos	111
B.1. Ejemplo de una red radial no ordenada	131

Índice de cuadros

3.1. Variables presentes en el Flujo de Carga Convencional . . .	31
7.1. Pruebas del algoritmo al Sistema de 30 nodos	100
7.2. Pruebas del algoritmo al Sistema de 135 nodos	101
B.1. Vector de conexiones para la red mostrada en la figura ?? .	132
B.2. Vector <i>REP</i> para la red mostrada en la figura ??	132
C.1. Datos del sistema de 30 Nodos	136
C.2. Datos de Cogeneradores para 30 nodos	137
C.3. Datos del sistema IEEE135	137
C.4. Datos de Cogeneradores para 135 nodos	142

Índice de Algoritmos

1.	Flujo de carga radial	38
2.	Algoritmo general de la programación evolutiva.	47
3.	Algoritmo general de las estrategias evolutivas	49
4.	Algoritmo Genético Simple	52
5.	Figura 1.5: Algoritmo basico de la programación genética	53
6.	Clasificación Rápida de Frentes No Dominados	72
7.	Selección de individuos usando operador crowded \prec . . .	75
8.	NSGA II completo	78
9.	Evaluación de Individuos en los objetivos y las restricciones	94
10.	Algoritmo Aplicado a Sistemas de Distribución Radial con Cogeneradores	96
11.	Uso de Operador Crowded para Selección	97
12.	Parte 2: Selección por Torneo	99
13.	Ordenamiento Nodal	134

1

Introducción

Las investigaciones en materia de generación de energía eléctrica se han enfocado en los últimos años en tecnologías eficientes y ambientalmente sostenibles, entre estas tecnologías se encuentra la generación distribuida (GD). A su vez uno de los métodos mas destacados de GD y de interés en este trabajo, es la cogeneración, cuyo principio es el de aprovechar la energía de los procesos térmicos industriales, para producir energía eléctrica y suplir su propia demanda. Este tipo de tecnología reduce la inversión en transmisión de las empresas distribuidora pues se genera en forma local, igualmente permite aumentar la confiabilidad del sistema y reducir los costos por las pérdidas de potencia activa. Los cogeneradores pueden suplir no solo la demanda interna del consumidor, sino que están en capacidad de generar excedentes de energía a la red. En consecuencia, la red de distribución se ve en la necesidad de tener reglas claras para permitir la conexión de agentes cogeneradores, además de realizar estudios detallados sobre los impactos de éstos sobre el sistema. Actualmente existen algunas normativas en en país, ya que es una alternativa energética vista con

buenas perspectivas a la hora de la expansión de las redes.

La tendencia a masificar la GD se sustenta en diversos factores que afectan tanto el sistema de transmisión como el de distribución tales como el aumento en la calidad y confiabilidad del suministro eléctrico, evitar o atrasar inversiones en líneas y transformadores, disminución de pérdidas y generación de energía limpia para el medio ambiente.

El impacto de la GD debe ser evaluado tanto desde el punto de vista técnico como económico, teniendo en cuenta que en el país a mediano plazo se prevé la adopción de generación distribuida como energía renovable [7], en particular la cogeneración. Así se contribuye a seguir los lineamientos mundiales de aprovechar de manera mas eficiente los recursos energéticos y hacer buen uso de las fuentes de energía renovables.

En este proyecto se aplica un método de optimización multiobjetivo al problema de flujo de carga óptimo, el cual busca estudiar el sistema de distribución con presencia de cogeneradores conectados a lo largo de la red, para optimizar las pérdidas y los costos de cogeneración de manera simultanea, tomando como variables de ajuste la potencia activa y reactiva del equipo cogenerador.

1.1 Objetivos

Implementar una técnica de optimización multiobjetivo para solucionar el problema de flujo de carga óptimo en sistemas de distribución radiales con presencia de cogeneración que se muestre como una herramienta para el despacho óptimo de generación distribuida.

En relación a este objetivo, los objetivos específicos son:

- Examinar la normatividad vigente acerca de la cogeneración en Colombia.
- Realizar un repaso de las principales técnicas de optimización

evolutiva.

- Revisar algunas metodologías de optimización multiobjetivo.
- Implementar un método de flujo de carga en sistemas de distribución teniendo en cuenta la cogeneración.
- Aplicar una técnica de optimización multi-objetivo al problema de flujo de carga óptimo en sistemas de distribución.
- Comprobar la metodología usando un sistema de prueba de la literatura especializada.

1.2 Justificación

Los sistemas de cogeneración acoplados a la red pueden disminuir las pérdidas si son adecuadamente coordinados, no obstante, el problema de optimización asociado puede tener características multiobjetivo si se tienen en cuenta factores como regulación de tensión, la confiabilidad y los costos de operación.

La mayor parte de los problemas de optimización del mundo real son naturalmente multiobjetivo, en donde posiblemente cada objetivo esta en conflicto con los demás. Por otro lado, el flujo de carga óptimo convencionalmente se ha adoptado como un problema mono-objetivo y las demás variables se han tomado como restricciones del sistema[18].

Las nuevas técnicas de optimización multiobjetivo han demostrado obtener buenos resultados, en diferentes aplicaciones en el campo de la ingeniería. Por esto, se quiere aplicar una de estas técnicas en el análisis del sistema de distribución y más específicamente buscar optimizar el funcionamiento de los cogeneradores conectados a la red con el propósito final de optimizar dos funciones objetivos del flujo de carga en estas condiciones.

A pesar de la gran variedad de métodos de optimización, hay pocos estudios disponibles en la literatura multiobjetivo para sistemas de distribución[14].

En este contexto, las empresas de distribución requieren metodologías que les permita conocer las variables de los cogeneradores para realizar un despacho que optimice los objetivos de interés.[13].

1.3 Metodología y Estructura del Trabajo

El estudio del estado del arte de las tecnologías de generación distribuida GD, mas específicamente la cogeneración, entregan las bases para proponer un modelo matemático del proceso de adquisición de energía por parte de una empresa de distribución en cuya área de concesión operan unidades de GD propias ó de terceros.

El presente trabajo desarrolla una metodología de optimización multiobjetivo denominada NSGA II con el fin de encontrar un conjunto de soluciones factibles cuyas variables son la potencia que inyectan a la red los agentes cogeneradores conectados a los sistemas de distribución, teniendo en cuenta costos de operación y las perdidas del sistema. También se consideran como restricciones del problema los límites de funcionamiento de los equipos cogeneradores.

Así mismo, se muestra las ventajas de implementar un método de optimización multiobjetivo en el problema de flujo de carga óptimo en busca de un conjunto de soluciones factibles y óptimas para el buen comportamiento de la red en todo momento.

La metodología es validada en sistemas de prueba de sistemas de distribución, considerando varios cogeneradores conectados a lo largo del sistema.

En el capítulo 2 se muestra las características mas importantes de la cogeneración, la implementación y las normativas vigentes en Colombia.

En el capítulo 3 se muestra los modelos de los elementos considerados en el flujo de carga, además de la metodología para resolverlo.

El capítulo 4 muestra los principios de la Computación Evolutiva y algunos métodos destacados en esta area. Y en el capítulo 5 se muestran

los conceptos y algoritmos de la Optimización Multiobjetivo.

En el capítulo 6 muestra detalladamente el funcionamiento del algoritmo NSGA II.

El capítulo 7 muestra la implementación del algoritmo de optimización multiobjetivo al problema de flujo de carga óptimo teniendo en cuenta los equipos cogeneradores y finalmente el capítulo 8 muestra los resultados y conclusiones del método usado.

2

Cogeneración

Tradicionalmente la energía eléctrica llega a los usuario finales luego de una serie de procesos los cuales involucran sistemas de generación, transmisión y distribución. Ahora este proceso se hace más flexible debido a la desintegración del mercado eléctrico(generación, transmisión y distribución), permitiendo el ingreso de terceros que abren el acceso al sistema de interconexión. La Generación Distribuida (GD) agrupa las nuevas alternativas de generación por medio de pequeñas centrales eléctricas, conservando el principio usar energías renovables, que pueden ser conectadas con redes de distribución en media y baja tensión, permitiendo descentralizar la generación.[1]

El despliegue de los recursos distribuidos en redes de distribución podría potencialmente aumentar su confiabilidad y bajar el costo de la potencia, instalando fuentes de energía más cerca de los centros de demanda. Esto reduce la necesidad de nuevas líneas de interconexión así como de la construcción de grandes centrales de generación.

Aunque representa una porción pequeña del mercado de electricidad Colombiano, las tecnologías de GD juegan un papel crucial en algunos mercados internacionales, para la aplicaciones en las cuales la confiabilidad es importante como alternativa para la expansión de una red local y como una fuente de reserva.

En el mercado Colombiano se contempla la incursión de la Cogeneración, por ser la más prometedora en cuanto a las tecnologías que se encuentran dentro de GD, y se consideran solo el caso de generación por parte de terceros, cuyas normativas y regulaciones se encuentran vigentes y aplicadas [6] [9].

En este capitulo se presentan las principales características de la generación distribuida, haciendo énfasis en la cogeneración analizando las normas vigentes en las Leyes Colombianas por parte de la Comisión Regulatoria de Energía y Gas CREG.

La Cogeneración se encuentra inmersa como tecnología en el estudio de la Generación Distribuida (GD), y por eso se describe sus características en forma general con las de GD.

2.1 Generación Distribuida

Se podría definir la GD como la generación de energía eléctrica a pequeña escala cercana a la carga, mediante el empleo de tecnologías eficientes, con la opción de interactuar (comprar o vender) con la red eléctrica. Entre estas tecnologías se destaca la cogeneración.[2]

Se podría decir que la Cogeneración es un proceso que permite producir en forma secuencial energía eléctrica y térmica, en donde esta última es útil a los procesos productivos en forma de un fluido caliente(agua, vapor, gases).

La Cogeneración permite usar fuentes de energías renovables como combustible, el cual mejora las condiciones ambientales de la industria siendo un factor de gran importancia en el tema de la regulación de

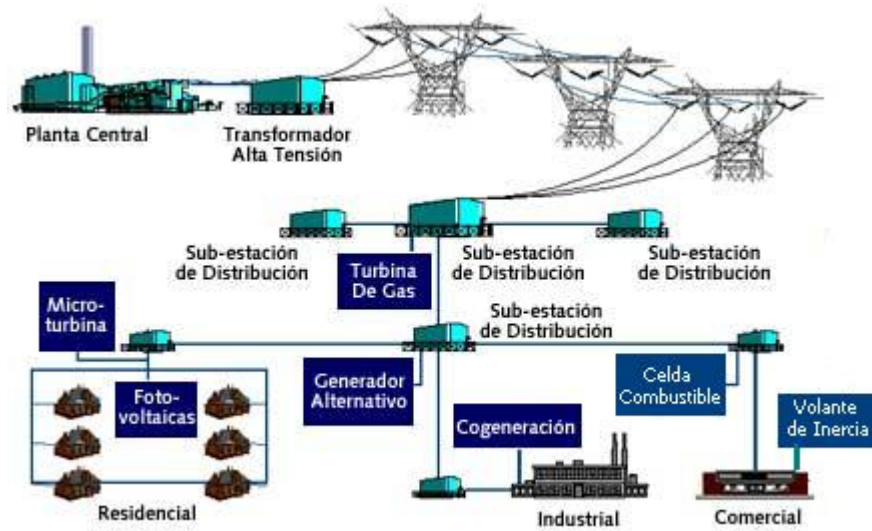


Fig. 2.1: Sistema de Distribución con Cogeneración

emisiones.

En la figura 2.1 se observa un sistema de distribución integrado con cogeneración.

La presencia de generación distribuida en el sistema de distribución reduce las pérdidas técnicas de potencia debido a la cercanía entre esta generación y las demandas. Puesto que parte de la demanda local puede ser alimentada directamente por los cogeneradores, el sistema de transmisión requiere inyectar menor cantidad de potencia por la subestación lo cual disminuye las corrientes por las ramas y por ende las pérdidas.[1][5].

2.1.1 La generación distribuida en otros países

En el contexto internacional el uso de la GD ha sido impulsada principalmente por el uso eficiente y racional de las fuentes de energía, proponiendo incentivos para su uso y aprovechamiento de los recursos. En varios países del mundo se ha incrementado el porcentaje de la potencia instalada de GD, en relación con la capacidad total instalada. Así, en países como Dinamarca y Holanda, alcanza valores de hasta el 37 %, y en otros, como Australia, Bélgica, Polonia, España y Alemania, tan solo del 15 % y en el caso de Estados Unidos, del 5 % [2].

En lo relativo al potencial en GD en el mundo, se cuenta con la siguiente información.

- Se estima que en los próximos 10 años el mercado mundial para la GD será del orden de 4 a 5 mil millones de dólares.[2]
- Estudios del Electrical Power Research Institute y del Natural Gas Fundation prevén que del 25 % al 30 % de la capacidad de generación eléctrica que se instalara en Estados Unidos al año 2010, será con GD.
- Con base en estimaciones de la Agencia Internacional de Energía, los países desarrollados serán responsables del 50 % del crecimiento de la demanda de energía eléctrica mundial en los próximos 20 años, equivalente a 7 millones de *MW*, donde el 15 % de esta demanda le corresponderá a GD.[2]

2.1.2 Tecnologías de generación distribuida

El éxito de la difusión y fomento de la GD radica en la existencia de tecnologías de punta que permiten, para potencias pequeñas, generar energía eléctrica en forma eficiente, confiable y de calidad.[13]

Estas tecnologías se pueden dividir en las de generación y las de almacenamiento.

Las tecnologías de generación se dividen, a su vez, en convencionales y no convencionales. Las primeras incluyen a las turbinas de gas, motores de combustión interna y microturbinas. Las segundas se refieren a las energías no renovables, como la minihidráulica, geotérmica y biómasa, las turbinas eólicas, celdas de combustibles y celdas fotovoltaicas.

Las tecnologías de almacenamiento comprenden a las baterías de acumuladores, los volantes de inercia, las bobinas superconductoras, imanes y almacenamiento a base de hidrógeno.

A continuación se da una breve descripción de las más importantes.

Cogeneración: Esta tecnología utiliza todas técnicas de GD.

Turbina de gas[13]: El combustible suele ser gas natural, aunque puede emplearse gas LP o diésel. Sus capacidades van de 265 *kW* a 50,000 *kW*; permiten obtener eficiencias eléctricas del 30 % y eficiencias térmicas del 55 %; los gases de combustión tienen una temperatura de 600°C; ofrecen una alta seguridad de operación; tienen un bajo costo de inversión; el tiempo de arranque es corto (10 minutos); y requieren un mínimo de espacio físico.

Motor de combustión interna: Utilizan diésel, gasóleo o gas natural; existen en capacidades de 15 *kW* a mayores de 20,000 *kW*; alcanzan eficiencias eléctricas del orden del 40 % y eficiencias térmicas cercanas al 33 %; tienen un bajo costo de inversión, alta eficiencia a baja carga, consumo medio de agua, poco espacio para instalación, flexibilidad de combustibles.

Microturbinas: Sus principales características son: rango de 15 *kW* a 300 *kW* en una sola unidad; frecuencia de 1,600 *Hz*; sus unidades ocupan muy poco espacio; son ligeras; pueden utilizar como combustible, además del gas natural, el keroseno, gasolina, étanol, diésel, propano, y biomasa.

Este trabajo se enfoca en los equipos de Cogeneración debido a que ya se han venido implementando en Colombia, y además su modo de operar permite realizar conexión con la red de distribución, y poder mantener un control de las variables de potencia.

2.1.3 Aplicaciones de la generación distribuida

La aplicación de una u otra tecnología en la GD depende de los requerimientos particulares del usuario. Los arreglos tecnológicos más usuales se citan a continuación:

Carga base: Opera en paralelo con la red de distribución; puede tomar o vender parte de la energía, y usa la red para respaldo y mantenimiento. Los equipos cogeneradores son usados frecuentemente en estos casos, dependiendo de la capacidad de generación con la cual se cuente.

Proporcionar carga en punta: Se utiliza para suministrar la energía eléctrica en períodos punta, con lo que disminuye la demanda máxima del consumidor, ya que el costo de la energía en este período es el más alto. Una de las aplicaciones que llevan a reducir los costos de operación tanto a la red de distribución, como al usuario del equipo cogenerador.

Generación aislada o remota: Se usa el arreglo para generar energía eléctrica en el modo de autoabastecimiento, debido a que no es viable a partir de la red eléctrica (sistema aislado o falta de capacidad del suministrador). Una de las más influyentes en esta aplicación son los motores de combustión y las celdas fotovoltaicas

Soporte a la red de distribución: A veces en forma eventual o bien periódicamente, la empresa eléctrica requiere reforzar su red eléctrica instalando pequeñas plantas, incluida la subestación de potencia, debido a altas demandas en diversas épocas del año, o por fallas en la red.

Las anteriores aplicaciones son las de interés en este libro, porque es la que pretende reducir las pérdidas en el sistema y obtener de los equipos cogeneradores un aporte sustancial y benéfico para la red.

Almacenamiento de energía: Se puede tomar en consideración esta alternativa cuando es viable el costo de la tecnología a emplear, las interrupciones son frecuentes o se cuenta con fuentes de energía renovables. Esta tecnología no es de interés en este libro.

2.1.4 Beneficios de la generación distribuida

El auge de los sistemas de GD se debe a los beneficios inherentes a la aplicación de esta tecnología, tanto para el usuario como para la red eléctrica. A continuación se listan algunos de los beneficios:

a) Beneficios para el usuario

- Incremento en la confiabilidad
- Aumento en la calidad de la energía
- Reducción del número de interrupciones
- Uso eficiente de la energía
- Menor costo de la energía (en ambos casos, es decir, cuando se utilizan los vapores de desecho, o por el costo de la energía eléctrica en horas pico)
- Uso de energías renovables
- Facilidad de adaptación a las condiciones del sitio
- Disminución de emisiones contaminantes

b) Beneficios para el suministrador

- Reducción de pérdidas en transmisión y distribución
- Abasto en zonas remotas
- Libera capacidad del sistema
- Proporciona mayor control de energía reactiva
- Mayor regulación de tensión
- Disminución de inversión
- Menor saturación
- Reducción del índice de fallas

2.2 Proceso de Cogeneración

En la figura 2.2 se muestra el proceso de cogeneración, obteniendo electricidad, calentamiento de agua, enfriamiento de agua, y vapor, con el uso de una fuente de energía renovable como es el gas.

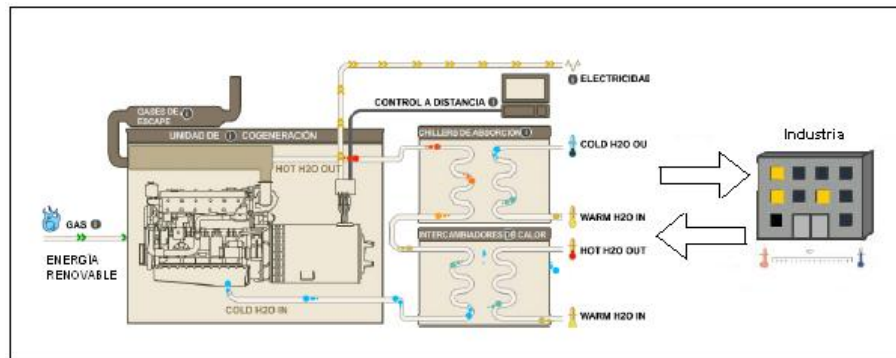


Fig. 2.2: Proceso de Cogeneración

Los intercambiadores de calor juegan un papel importante porque allí es donde se quiere aprovechar la energía calorífica, que antes se desperdiciaba en los procesos térmicos.

En la figura 2.3 se puede observar como la cogeneración se usa en el sitio de consumo, y también inyecta energía a la red de distribución.

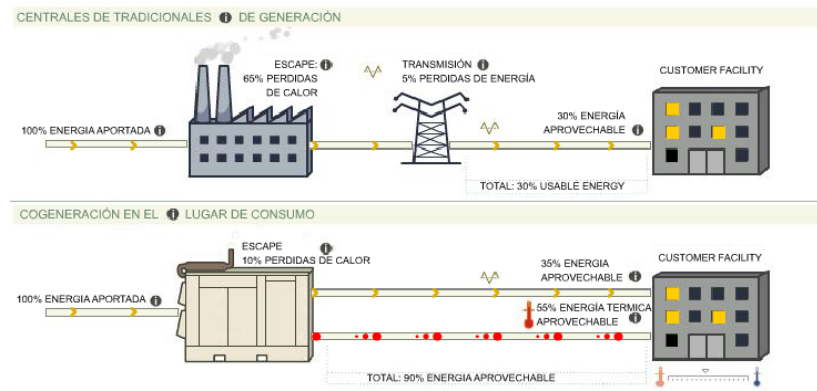


Fig. 2.3: Utilidad de Potencia Vs Cogeneración

2.3 Cogeneración en Colombia

A raíz de la problemática de seguridad del país con los atentados a las infraestructuras de transmisión eléctrica se observó la incursión de tecnologías que permitieran el abastecimiento de energía eléctrica mas cerca del lugar de consumo y de manera confiable. Otro de los factores de gran importancia para la adopción de estas tecnologías en Colombia y en el mundo, es el de usar de manera eficiente y razonable las fuentes de energía renovables, apoyando programas y proponiendo proyectos ambientales. La Cogeneración como alternativa energética sostenible en este caso cobra importancia. Empresas de forma independiente usaron el proceso de *Cogeneración* para suplir su propia demanda de energía térmica y a la vez eléctrica. La Cogeneración en Colombia esta regulada por la CREG organismo encargado de normalizar todas las actividades relacionadas con al Cogeneración.

La definición adoptada que se encuentra de cogeneración para interpretar las disposiciones aplicables a la actividad de Cogeneración en las Resoluciones Colombianas es la siguiente.

Cogeneración: Proceso de producción combinada de energía eléctrica y energía térmica, que hace parte integrante de una actividad productiva, destinadas ambas al consumo propio o de terceros y destinadas a procesos industriales o comerciales.[11]

2.3.1 Adopción de la Cogeneración en Colombia

Con la incursión de nuevas tecnologías en materia de generación en Colombia, y más sobresaliente los procesos de cogeneración, se vieron perspectivas para normalizar y aprovechar dichas tecnologías. Por lo tanto, considerando factores como la expansión del sistema de generación, la búsqueda de una adecuada utilización de los recursos energéticos, aumentar la confiabilidad de energía en los sectores

productivos y disminuir pérdidas de transporte¹, permitieron que se establecieran proyectos de ley que incentivaran la adopción de equipos de pequeña y mediana capacidad de cogeneración por parte del sector productivo. Se puede hacer una revisión de las principales Leyes y Resoluciones que regulan la actividad de la cogeneración [3] [8].

El organismo encargado de regular la actividad de la cogeneración es la Comisión de Regulación de Energía y Gas (CREG), capacitada por la Ley 142 y 143 de 1994, que en sus funciones se encarga de garantizar la seguridad de una oferta energética eficiente. Por tal motivo, la CREG decreta en la Resolución 085 de 1996, las reglas que regulan la actividad de cogeneración en Colombia, realizando aclaraciones posteriores en la Resoluciones 107 de 1998 y 039 de 2001. Una de las especificaciones que realiza la CREG para los autogeneradores y cogeneradores es establecer criterios para la fijación de compromisos de ventas garantizadas de energía y potencia entre las empresas eléctricas y entre éstas y los grandes usuarios.

También las leyes expedidas pretenden propiciar la competencia en el sector de minas y energía y buscar la liberación gradual de los mercados hacia la libre competencia permitiendo el ingreso de nuevos agentes generadores. Las demás obligaciones se encuentran en la Ley 142 de 1994 artículo 74,1.

2.3.2 Interconexión con la red

El artículo 4 de la Resolución CREG 003 de 1994, "LIBRE ACCESO A LOS SISTEMAS DE DISTRIBUCIÓN", establecen que los transportadores y distribuidores locales de energía eléctrica permitirán el acceso indiscriminado a las redes de su propiedad de cualquier usuario, comercializador o generador que lo solicite, en condiciones de confiabilidad y calidad.

En el artículo 3, de la Ley 085 de 1996 CONDICIONES PARA LA

¹ en el artículo 085 de 1996 consideran que la Cogeneración ahorra energía primaria y contribuye a reducir las pérdidas de transporte y generación

CONEXIÓN AL SIN²”, se aclara que el transportador (STN, STR o SDL²) tiene la obligación de suministrar toda la información técnica requerida por el Cogenerador para realizar los estudios de conexión de su sistema de Cogeneración. El plazo máximo que tiene el transportador para entregar la información solicitada a partir del momento en que recibe la solicitud, es de dos (2) meses. Además establece que cuando el estudio de conexión del Cogenerador lo realice el transportador, éste no podrá tomar un tiempo mayor a tres (3) meses para entregar los resultados. En todo caso el costo del estudio será a cargo del Cogenerador. La metodología presentada en este trabajo se muestra como una herramienta básica para el estudio que se menciona.

En el artículo 19 “COTIZACIONES DE CONEXIÓN”. Los transportadores de los sistemas de transmisión regional o distribución local, deben suministrar al generador, la información necesaria para que éste pueda hacerle una solicitud de cotización de conexión. La solicitud de cotización debe contener toda la información que permita al transportador elaborar su oferta en un plazo máximo de tres (3) meses, a partir del recibo de dicha petición.

2.3.3 Contratos de Conexión

En el artículo 18 “Contratos de Conexión” de la Resolución CREG 003 de Noviembre de 1994 se establece que a solicitud de un generador, un gran consumidor ó distribuidor local, los distribuidores locales deben ofrecer la celebración de un contrato de conexión al sistema de distribución local, que contendrá por lo menos las siguientes precisiones:

- Construcción de las obras para la extensión de los refuerzos del sistema del transportador o distribuidor local que se hagan necesarios o apropiados al hacer conexiones, o modificaciones una conexión existente; y celebración de los actos o contratos necesarios para ello.
- Instalación de los medidores apropiados, de los equipos de corte

² Sistema de Distribución Local. Ver Glosario

y protección y de otros aparatos que puedan necesitarse para permitir al transportador o distribuidor local medir e interrumpir el suministro a través de la conexión.

- La fecha en la cual se completarán los trabajos requeridos para permitir acceso al sistema del transportador o distribuidor local, fecha a partir de la cual, si los trabajos no están concluidos, se configura el incumplimiento del contrato, y, consecuentemente, podrá constituirse en mora al transportador, sin que medie requerimiento judicial, conforme a lo establecido en la Ley 142 de 1994.
- Materias adicionales tales como plazo del contrato, revisiones del mismo por cambios del sistema, garantías financieras y otros aspectos que se estimen conducentes para garantizar el cumplimiento del contrato.

2.3.4 Venta de Excedentes de Energía

En el artículo 1 de la Ley 039 de 2001, se modifica el artículo 8 de 1996 estableciendo las condiciones para la venta de excedentes de energía, reglamentando la actividad bajo ciertos parámetros tales como: Para vender los excedentes de energía las condiciones son las siguientes:

- Si produce Energía Eléctrica a partir de Energía Térmica, la Energía Eléctrica producida deberá ser mayor ($>$) al 5 % de la Energía Total generada por el sistema (Térmica + Eléctrica).
- Si produce Energía Térmica a partir de un proceso de generación de Energía Eléctrica, la Energía Térmica producida deberá ser mayor ($>$) al 15 % de la Energía Total generada por el sistema (Térmica + Eléctrica).

Para Comercializar la energía excedente dependiendo de la condición del agente cogenerador se tiene que:

-
- Si el Cogenerador posee Energía Excedente con Garantía de Potencia $< 20\text{ MW}$ y no tiene acceso al Despacho Central y por lo tanto sin participación en la Bolsa, puede comercializar así:
 - La Energía Excedente con Garantía de Potencia puede ser vendida a una comercializadora que atiende mercado regulado, directamente sin convocatoria pública, siempre y cuando no exista vínculos económicos entre el comprador y el vendedor. En este caso, el precio de venta será única y exclusivamente el Precio en la Bolsa de Energía en cada una de las horas correspondientes, menos un peso moneda legal (\$1,00) por kWh indexado conforme a lo establecido en la Resolución CREG-005 de 2001.
 - La Energía Excedente con Garantía de Potencia puede ser ofrecida a una comercializadora que atiende mercado regulado, participando en las convocatorias públicas que abran estas empresas. En este caso y como está previsto en la Resolución CREG-020 de 1996, la adjudicación se efectúa por mérito de precio.
 - La Energía Excedente con Garantía de Potencia puede ser vendida, a precios pactados libremente, a los siguientes agentes: Generadores, o Comercializadores que destinen dicha energía a la atención exclusiva de Usuarios No Regulados.
 - En el caso de tener acceso al Despacho Central, y por lo tanto participación en la Bolsa, la Energía Excedente Con Garantía de Potencia deberá declararse inflexible, y seguir las reglas aplicadas a los Generadores, siendo comercializada así:
 - Además de la los tres lineamientos anteriores en el caso de tener acceso al Despacho Central, en este caso si puede vender la Energía Excedente con Garantía de Potencia en la Bolsa.
 - Si el Cogenerador posee Energía Excedente con Garantía de Potencia $\geq 20\text{ MW}$, puede comercializar así:
 - Con participación obligatoria en el Despacho Central y por ende en la Bolsa de Energía. La Energía Excedente con

Garantía de Potencia deberá declararse Inflexible, cumpliendo con la reglamentación vigente que sea aplicable. La Energía Excedente con Garantía de Potencia puede ser comercializada, teniendo en cuenta los mismos lineamientos que siendo para Potencia < a 20 MW.

- Si el Cogenerador posee Energía Excedente sin Garantía de Potencia y Sin acceso al Despacho Central y por lo tanto sin participación en la Bolsa de Energía. La Energía Excedente puede ser vendida, a precios pactados libremente, a los siguientes agentes: Generadores, o Comercializadores que destinen dicha energía a la atención exclusiva de Usuarios No Regulados.
- En el caso de que el Cogenerador posea Energía Excedente sin garantía de Potencia Con acceso al Despacho Central, podrá venderla en la Bolsa de Energía. El tratamiento aplicable a esta Energía Excedente, en lo que se refiere al Precio de Oferta y liquidación de la transacción, será igual al aplicable para la generación Inflexible.

En los parágrafos 1 y 3 de la Resolución CREG 039 de 2001, se establece que el Cogenerador que participe en la Bolsa debe registrarse ante el (SIC)³, así podrá recaudar el Costo Equivalente en Energía del Cargo por capacidad(CEE). También tendrá categoría de Generador con una capacidad efectiva equivalente a los Excedentes con Garantía de Potencia que registre ante el (SIC). Y pagará cargos por uso del STN, dependiendo del valor registrado.

2.3.5 Perspectivas de la Cogeneración

En el foro “Cogeneración como alternativa energética sostenible” de la ANDI . Cámara de energía y Gas - UPME, Abril de 2002, plantean que la cogeneración como proyecto a corto plazo contribuye al mejoramiento de la productividad y la competitividad del sector productivo nacional.[10]

³ Sistema Intercambios Comerciales

Plantean que la Cogeneración sin lugar a duda, permitirá mejorar los indicadores construidos a partir de algunas variables definidas en el foro Económico Mundial tales como la eficiencia en la utilización de recursos energéticos, la capacidad de generación y los costos finales de la energía para el sector productivo. Con la promulgación de la ley 697 de 2001 sobre Uso racional de energía, el país ya dispone de una herramienta legal para proceder al fomento de la utilización eficiente de los recursos energéticos.

Además de los beneficios ya mencionados, en relación con la mejor utilización de los recursos energéticos y el apoyo a la expansión de la capacidad instalada del sistema, la cogeneración también contribuye al manejo responsable del medio ambiente[8]. Por razones de competitividad, las empresas, en especial las que tienen posibilidades de exportación, requieren las certificaciones de calidad ISO, para poder acceder a los mercados internacionales. La última versión ISO 14000, plantea, como requisito para el otorgamiento de dicha certificación, la demostración de una utilización racional de los recursos energéticos en las plantas de producción.

Del potencial de cogeneración del país, de acuerdo con los resultados de estudios efectuados, se puede mencionar lo siguiente:[8].

A marzo de 1997, se identificaron 423 MW de potencial total económico en una estimación preliminar sin incluir el sector azucarero ni parques de cogeneración extraído de "Potencial de cogeneración en Colombia".

A marzo de 1998, se identificaron 31,6 MW de potencial económico en hoteles y hospitales extraído del documento "Determinación del potencial de cogeneración en el sector terciario del país".

Al 2002, se establecieron 100MW de potencial económico en el sector textil colombiano. "Determinación del potencial técnico y económico de URE en el sector textil colombiano".

A febrero de 2003, se determinan 176MW de potencial económico para el sector azucarero. Cogeneración para el sector azucarero. Cogeneración para el sector azucarero introduciendo y aplicando el enfoque ESCO"

Dentro del Plan de Expansión de generación de Colombia en el periodo 2005 – 2011, se contempla la inclusión en dicho periodo de 820MW nuevos, dentro de los cuales se incluiría el aporte de 82MW con base en la Cogeneración. Se tiene previsto la entrada en operación comercial de los proyectos de cogeneración, en su gran mayoría, están para los años 2007 a 2010.

En el ítem 3,6 (Infraestructura para el desarrollo), del Plan Nacional De Desarrollo 1151 de 2007, para el año 2006 – 2010, se menciona que se seguirán promoviendo proyectos piloto de generación de energía eléctrica que estén soportados en la implementación de fuentes de energía alternativa.

En [4], un estudio de Colciencias se plantea que los pequeños desarrollos no han sido prohibidos, pero tampoco han recibido hasta el momento un tratamiento diferenciado acorde con sus características.

De igual manera un estudio hecho por la Universidad de los Andes en el año 2004 publican un artículo titulado “Análisis de Prospectiva de la GD en el Sector Eléctrico Colombiano”[5], en donde llegan a la conclusión que en Colombia el marco regulatorio actual no contempla específicamente este tipo de tecnologías, en donde no hay ningún tipo de diferencia que considere de donde proviene la energía, ni preste las garantías necesarias para la inversión. Proponiendo crear el debido marco regulatorio, considerando aspectos principales como:

La interrelación de operación entre la GD y el operador de red.

Los aspectos comerciales entre la GD y el operador de red.

Este trabajo busca aplicar una metodología que sirva como herramienta para el estudio de la relación de operación entre la red y un conjunto de cogeneradores conectados en distintos puntos del sistema.

3

Modelamiento y Análisis de Redes de Distribución

3.1 Modelo del sistema de distribución

El adecuado modelamiento de la red garantiza que los métodos de flujo de carga utilizados proporcionen resultados coherentes con la realidad. Un modelo completo introduce mayor exactitud pero dificulta la solución del problema haciendo en algunas ocasiones muy difícil de resolver desde el punto de vista computacional, de otro lado, un modelo muy simple puede conducir a resultados engañosos y lo que se quiere es una situación de compromiso que permita obtener una precisión y una simplicidad deseada.[\[25\]](#).

Los elementos del sistema de distribución a ser modelados son los siguientes: líneas, cargas y cogeneradores.

Los modelos presentados a continuación son los recomendados en la referencia [26] por la IEEE Power Engineering Society.

Estos modelos son el resultado de pruebas experimentales y buscan representar los elementos del sistema de la manera más sencilla posible teniendo en cuenta la información de la cual se dispone comúnmente y tratando de resaltar los efectos más relevantes.

3.1.1 Líneas

El modelo más simple utilizado en distribución es una impedancia serie R-L, la cual ayuda a considerar las pérdidas por las mismas.

En la figura 3.1 se muestra el modelo usado.

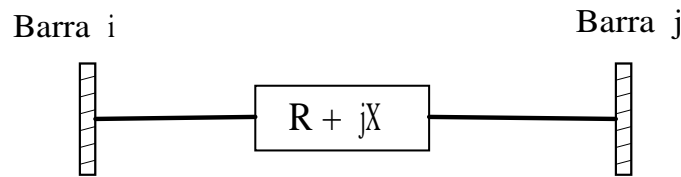


Fig. 3.1: Modelo de la Línea

En donde:

$$Z_L = R + jX_L \quad (3.1)$$

$$X_L = 2 \cdot \pi \cdot f \cdot L \quad (3.2)$$

Y en donde:

f = frecuencia de la red. L = Inductancia de la Línea.

3.1.2 Cargas

El modelamiento de las distintas cargas depende del tipo de usuario:

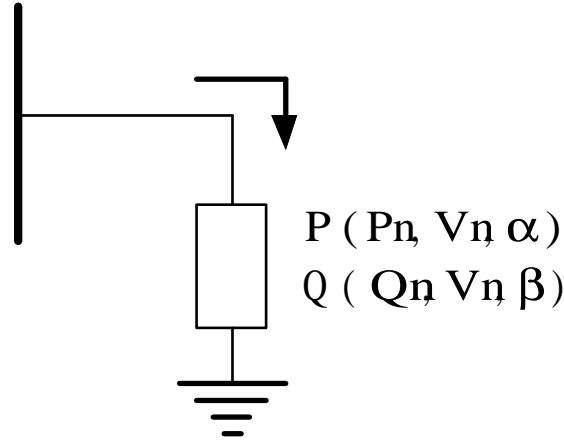


Fig. 3.2: Modelo de cargas

Las cargas residenciales normalmente tienen un modelo de impedancia constante, los usuarios de tipo industrial son modelados adecuadamente por medio de cargas de potencia constante mientras que las cargas de tipo comercial presentan modelos que tienen una tendencia a un modelo de corriente constante. Desde luego se pueden presentar híbridos entre los diferentes modelos de cargas.

Cada una de las cargas puede ser representada por medio de las ecuaciones 3.3 y 3.4 que relaciona la potencia nominal con la tensión.

$$P = P_n \cdot \left(\frac{|V|}{V_n} \right)^\alpha \quad (3.3)$$

$$Q = Q_n \cdot \left(\frac{|V|}{V_n} \right)^\beta \quad (3.4)$$

En donde P_n , Q_n son los valores nominales de potencia activa y reactiva respectivamente, mientras que V/V_n representa la desviación de la tensión con respecto a su valor nominal. α y β toman valores de acuerdo al tipo de usuario así:

- Modelo de potencia constante $\alpha = \beta = 0$

- Modelo de corriente constante $\alpha = \beta = 1$
- Modelo de impedancia constante $\alpha = \beta = 2$

En algunas ocasiones se utilizan valores racionales de α y β para representar modelos híbridos. Puede también existir una combinación lineal entre modelos para los diferentes tipos de carga en un nodo. En la mayoría de los casos α y β toman valores iguales representando una variación equivalente entre la potencia activa y reactiva.

3.2 Modelo de la Unidad Cogeneradora

Normalmente los cogeneradores presentan una capacidad limitada de potencia activa y reactiva, este último aspecto impide un adecuado control de tensión por lo cual el modelo en condiciones equilibradas es el de un nodo PQ.[25]

La máquina síncrona es hoy por hoy, el convertidor más utilizado para convertir energía eléctrica en otras formas de energía en forma limpia y económica.[27]

3.2.1 Características básicas de la Máquina Síncrona

Un gran porcentaje de máquinas síncronas son utilizadas como generadores en las plantas de producción de energía eléctrica, debido fundamentalmente al alto rendimiento que es posible alcanzar con estos convertidores¹ y a la posibilidad de controlar la tensión. Como otros convertidores electromecánicos, la máquina síncrona es completamente reversible y se incrementa día a día el número de aplicaciones donde puede ser utilizada con grandes ventajas, especialmente cuando se controla mediante fuentes electrónicas de frecuencia y tensión variable.

¹ Las máquinas de inducción no pueden producir par sin pérdidas en el rotor a diferencia de las máquinas síncronas donde este requisito desaparece

3.2.2 Valores Nominales de la Máquina Síncrona

Los generadores poseen un conjunto de valores nominales o datos de placa que determinan sus límites de operación en régimen permanente. Los valores nominales están definidos por los límites térmicos del generador. Si estos límites de temperatura son excedidos durante períodos prolongados de tiempo, se produce un rápido envejecimiento del aislamiento de la máquina y un deterioro prematuro de la misma. Los datos de placa de las máquinas sincrónicas son los siguientes:[27]

1. La corriente nominal de armadura (i_a):

El fabricante define la corriente máxima que puede circular por las bobinas del estator que al ser sobrepasadas producen un calentamiento excesivo deteriorando el material aislante. Durante la operación de la máquina este valor puede ser sobrepasado por un cierto tiempo que en periodos prolongados de tiempo ó en régimen permanente, reduce la vida útil de la máquina.[29]

2. La tensión nominal de armadura (E_a):

La tensión nominal está determinada por las pérdidas en el material magnético de la máquina como las pérdidas por histéresis y por corrientes parásita. El fabricante define un valor nominal de la tensión de armadura que permite utilizar una densidad de flujo cercana al codo de saturación del material magnético, donde las pérdidas del hierro son relativamente reducidas.

3. La potencia aparente nominal (S_n):

La potencia aparente nominal relaciona la corriente y tensión nominal de armadura aun cuando no representa en si mismo un límite térmico. En el sistema trifásico balanceado, la potencia aparente nominal es:

$$S_n = 3V_n^{ln} \cdot I_n^l = \sqrt{3}V_n^{ll} \cdot I_n^l \quad (3.5)$$

La máquina síncrona puede operar con potencia aparente nominal en infinitos puntos, con diferentes ángulos de desfase entre la tensión y la corriente de armadura.[29]

4. El factor de potencia nominal:

Para mantener un punto de operación en régimen permanente, que limite el calentamiento de los conductores y evite el envejecimiento prematuro de los materiales aisladores, se establece un factor de potencia nominal.

5. La corriente de campo nominal (i_f):

La corriente de campo nominal es aquella que produce la tensión nominal en la armadura de la máquina síncrona cuando esta se encuentra en vacío y girando a la velocidad nominal. Esta corriente es inferior a la corriente máxima del campo definida por el factor de potencia nominal en las condiciones nominales de operación.[29]

6. La velocidad nominal (ω_n):

El rotor de la máquina síncrona gira en régimen permanente a una velocidad mecánica exactamente igual a la velocidad angular del campo magnético rotatorio del estator. Esta velocidad depende de la frecuencia de la red eléctrica y del número de pares de polos p de la máquina. La velocidad nominal de la máquina síncrona es:

$$\omega_n = \omega_{sin} = \frac{2\pi f}{p} \quad (3.6)$$

3.2.3 Lugares Geométricos de la Máquina Síncrona

Las posibles condiciones de operación de la máquina síncrona, se pueden observar mediante un diagrama fasorial de las variables que definen el punto de operación dentro de los límites de los valores

nominales. El análisis de estos diagramas permite evaluar las diferentes posibilidades y limitaciones en la operación de la máquina síncrona.

En la figura 3.3 se puede observar la Zona de Operación de la Máquina Síncrona trabajando como Generador.

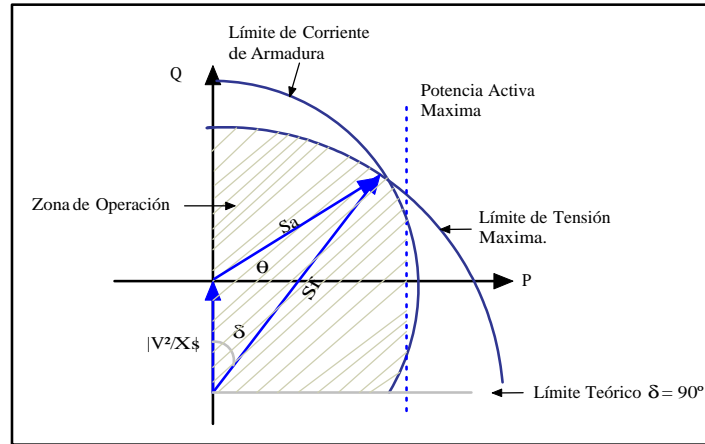


Fig. 3.3: Zona de Operación de la Máquina Síncrona como Generador

En donde:

S_a: Potencia Máxima de Armadura.

S_f: Potencia Máxima de Campo.

θ : Ángulo de factor de potencia.

δ : Ángulo de carga.

X_s: Impedancia síncrona.

Si la $Q \leq 0$, el generador absorbe potencia reactiva de la red.

De las anteriores observaciones de los límites de operación de la máquina síncrona, se consideran las restricciones para la operación de los equipos cogeneradores para el algoritmo planteado.

Siendo el equipo cogenerador modelado como una máquina síncrona, el propietario o agente cogenerador debe tener control sobre la potencia activa y reactiva inyectada a la red para que cumpla con el despacho

programado por la empresa de distribución, que realiza el estudio de despacho óptimo, en donde una metodología de solución se plantea en este trabajo.

3.3 Flujo de Carga

UNO de los procedimientos computacionales más comúnmente utilizado en los sistemas eléctricos es el flujo de carga [29], tanto en el planeamiento como en la operación de los sistemas eléctricos.

El flujo de carga pretende establecer el estado del sistema a una frecuencia determinada y en régimen permanente, para ello se recurre al planteamiento de un sistema algebraico no lineal de ecuaciones que permiten describir el comportamiento del sistema el cual puede ser solucionado por medio de algoritmos iterativos tales como *Newton-Raphson* o *Gauss-Seidel*.

El flujo de carga que se utilice es independiente del método de optimización.

Se podrían usar modelos más elaborados que conducen a resultados más exactos pero requieren información adicional y tiempo de cálculo mayor, de otro lado, modelos simplificados tienen ventajas de implementación y velocidad de convergencia pero pueden conducir a resultados inexactos. En este contexto resulta vital revisar los diferentes enfoques y algoritmos de solución para encontrar el mas aplicable a sistemas de distribución.

En comparación existen dos características fundamentales que diferencian los sistemas de distribución de los sistemas de transmisión de potencia, que pueden permitir simplificar los modelos.

La Topología radial: Los sistemas de distribución son operados de forma radial, esto reduce los costos en cuanto a las protecciones y reduce las corrientes de corto circuito.

Tab. 3.1: Variables presentes en el Flujo de Carga Convencional

Elementos	Variables Conocidas.	Variables Desconocidas.	Numero de. Incognitas.
Slack	V y θ		
Generadores(N_G)	V y P_G	Q y θ	$2 \times N_G$
Cargas(N_C)	V y Q	P y θ	$2 \times N_C$
Total			$2 \times (N_G + N_C)$

La Relación R/X: mientras en el sistema de potencia se sabe que $X \gg R$ en el sistema de distribución esta relación no es tan clara presentando un tricotomía dependiendo del tipo de conductor.

Debido a estas dos características el análisis en los sistemas de distribución debe plantear metodologías de flujo de carga especialmente diseñadas para este tipo de redes.

3.3.1 Planteamiento del Flujo de Carga

Una red radial con N nodos se caracteriza por tener N-1 ramas, las características del sistema por tipo de nodo se muestran en la tabla 3.3.1.[25]

El estado del sistema es determinado una vez halladas las tensiones desconocidas en magnitud y ángulo, ya que datos adicionales como la potencia en el nodo slack pueden ser calculados de manera indirecta a partir de estos.

El método de Gauss-Seidel tiene ventajas en cuanto a facilidad de programación y requerimientos de memoria aunque su convergencia es lenta particularmente para los sistemas de distribución. Los métodos basados en Newton-Raphson, especialmente el desacoplado rápido, son los más utilizados en problemas de ingeniería debido a sus características de convergencia aunque no presentan el mejor desempeño en sistemas de distribución [30].

En general los métodos tradicionales pueden ser utilizados para

implementar el flujo de carga radial, no obstante, sus características desaprovechan las ventajas que trae la topología, es por ello que se propone la utilización de metodologías desarrolladas explícitamente para este tipo de redes, tales como el método de barrido escalonado, o barrido iterativo de corrientes.[17][25]

En esta sección se presenta el caso del método de barrido iterativo.

3.4 Método de Barrido Iterativo

El método de barrido iterativo [25] aplica de forma separada la primera y segunda ley de kirchhoff: la primera ley se usa en un proceso secuencial hacia el nodo fuente en donde se encuentran los flujos de corriente por cada línea. La segunda ley se utiliza en un procedimiento desde el nodo fuente hacia los nodos extremos en donde se calcula las tensiones en los diferentes nodos del sistema.

En general para cualquier red lineal, las leyes fundamentales de circuitos son expresadas de la siguiente forma:

Primera ley de Kirchhoff: corrientes nodales como función de las corrientes de rama.

$$I_N = A \cdot I_B \quad (3.7)$$

Segunda ley de Kirchhoff: voltajes de los elementos en función de los voltajes nodales.

$$V_B = A^T \cdot V_N \quad (3.8)$$

Relación voltaje corriente: ley de Ohm.

$$I_B = Y_B \cdot V_B \quad (3.9)$$

En donde:

Y_B : matriz primitiva de admitancia de rama.

V_B : vector de tensiones de rama.

I_B : vector de corrientes de rama.

V_N : vector de tensiones nodales.

I_N : vector de inyección de corrientes nodales.

A : matriz de incidencia de nodos.

Usualmente, los elementos paralelos son ignorados en el modelamiento de las líneas de distribución aéreas, no obstante, cualquier elemento shunt puede ser reemplazado por una inyección de corriente nodal haciendo uso del teorema de sustitución.

Usando las ecuaciones 3.7, 3.8 y 3.9 se obtiene la Y_{BUS} :

$$Y_{BUS} \cdot V_N = I_N \quad (3.10)$$

Donde

$$Y_{BUS} = A \cdot Y_B \cdot A^T \quad (3.11)$$

La tensión en el nodo fuente (V_O) es conocida, por lo tanto, si la red se ordena de tal forma que este nodo sea el primero, se puede modificar la ecuación 3.10 para encontrar la tensión en los nodos siguientes.

$$[A_{N-1}] \cdot [Y_B] \cdot [A_0^T \ A_{N-1}^T] \cdot \begin{pmatrix} V_O \\ V_{N-1} \end{pmatrix} = I_{N-1} \quad (3.12)$$

La matriz de incidencia de nodos (A) es de tamaño $\{N \times B\}$ en donde B es el número de ramas del sistema y N el número de nodos. En el caso

de los sistemas radiales $B = N - 1$, por tal motivo, la matriz reducida A_{N-1} es una matriz cuadrada.

La matriz completa (A) se construye de tal forma que las filas corresponden a los nodos mientras las columnas corresponden a las ramas. Cada columna tiene sólo dos elementos distintos de cero, un valor de 1 para el nodo de envío y un valor de -1 para el nodo de recibo. Por esta razón la suma de los elementos de cada columna es igual a cero. Esto se expresa en la ecuación 3.13.

$$A_0^T + A_{N-1}^T \cdot e_{N-1} = 0 \quad (3.13)$$

En donde e_{N-1} es un vector columna cuyos elementos son iguales a uno.

Esta característica permite que la ecuación 3.13 pueda se expresada de la siguiente forma.

$$[A_{N-1}] \cdot [Y_B] \cdot [A_{N-1}]^T \cdot (V_{N-1} - V_0 \cdot e_{N-1}) = I_{N-1} \quad (3.14)$$

La ecuación puede ser separada en dos para resolver el problema de flujo de carga:

La matriz A_{N-1} es una matriz triangular superior, si el sistema es ordenado adecuadamente. En este caso resolver I_B es equivalente a realizar un barrido hacia arriba mientras que resolver V_{N-1} es realizar un barrido hacia abajo.

El *ordenamiento nodal*² es importante ya que permite sistematizar el proceso al calcular el flujo de corriente por una línea a partir del flujo de corriente por las líneas inferiores y de la inyección de corriente en el nodo de recibo (barrido hacia arriba). Igualmente, permite calcular el voltaje en los nodos inferiores a partir del voltaje en el nodo superior (barrido hacia abajo).

² El algoritmo de ordenamiento nodal se encuentra como anexo.

3.4.1 Barrido de corrientes.

Las líneas se modelan inicialmente a través de su equivalente serie. Esto permite calcular la corriente por las líneas superiores a partir de las corrientes por las líneas inferiores y la carga correspondiente.

Si se asume un valor inicial para los voltajes se pueden calcular cada una de las inyecciones de corrientes nodales según el caso:

Para las cargas modeladas como potencia constante:

$$I = \left(\frac{P + j \cdot Q}{V} \right)^* \quad (3.15)$$

Para las cargas modeladas como impedancias constantes:

$$I = \frac{V}{Z} \quad (3.16)$$

Después de conocer cada una de las corrientes nodales se puede determinar los flujos de corriente por las líneas:

$$I_K = I_{CK} + \sum_{i \in \Omega_k} (I_{ik}) \quad (3.17)$$

Donde

I_k : corriente por la línea k

I_{CK} : corriente en el nodo de recibo de la línea k

I_{ik} : corriente de la línea i que esta conectada al nodo de recibo de la línea k .

k : índice de cada una de las B líneas del sistema.

Si se desea aplicar el modelo completo de las líneas (modelo π) el cual es necesario en las líneas subterráneas, se adiciona el efecto capacitivo a través de una admitancia en paralelo conectada en cada lado de la línea. Esta admitancia se maneja de forma análoga a las cargas modeladas como impedancia constante en el flujo de carga.

3.4.2 Actualización del nodo slack.

Cuando las corrientes en las B líneas han sido actualizadas se debe corregir el valor del voltaje en la subestación (nodo fuente).

La corriente equivalente en el nodo fuente I_{th} es la suma de las corrientes en todos los elementos del sistema, su valor actualizado se tiene una vez finalizado el barrido hacia arriba. Para conocer el nuevo valor se utiliza la ecuación:

$$V_O = V_{th} - I_{th} \cdot Z_{th} \quad (3.18)$$

Este valor sirve de base para el barrido de voltajes que se explica en la siguiente sección.

3.4.3 Barrido de voltajes.

Conocida la tensión en el nodo fuente se calcula la tensión en los nodos inferiores. Para esto se hace uso del ordenamiento nodal.

$$V_k = V_{k-1} - I_k \cdot (R_k + j \cdot X_k) \quad (3.19)$$

En la ecuación se puede observar que para conocer el valor de la tensión en un nodo inferior (k) se requiere conocer la tensión en el nodo superior, la corriente en la rama de alimentación correspondiente y los parámetros del modelo serie de la línea. La corriente por la línea es un valor conocido en el barrido hacia arriba.

El algoritmo 1 muestra la metodología de flujo de carga radial mencionado.

Algoritmo 1 Flujo de carga radial**Require:** *Ordenamiento*

```

 $J \leftarrow 0$ 
 $Perdidas \leftarrow 0$ 
for  $k = 0$  to  $NumLineas$  do
     $V[k] \leftarrow 1 \angle 0^\circ$ 
end for
repeat
    for  $k = 0$  to  $NumLineas$  do
         $I_{Recibo}[k] \leftarrow 0$ 
    end for
    for  $k = 0$  to  $NumCargas$  do
         $I_{NodoCarga}[k] \leftarrow ModeloCarga(P, Q, \alpha, \beta, V)$ 
    end for
    for  $k = 0$  to  $NumCogeneradores$  do
         $I_{NodoCogenerador}[k] \leftarrow ModeloCogenerador(P, Q, V)$ 
    end for
    for  $k = NumLineas$  Downto  $0$  do
         $I_{Envio}[k] \leftarrow I_{Envio}[k] + I_{Recibo}[k]$ 
    end for
     $V[Slack] \leftarrow ModeloSubestacion(V_{slack}, I[Slack])$ 
    for  $k = 0$  Downto  $NumLineas$  do
         $V_{Recibo}[k] \leftarrow V_{Envio}[k] - Z \cdot I_{Recibo}[k]$ 
    end for
     $Perdidas \leftarrow \sum R \cdot I^2$ 
     $J \leftarrow J + 1$ 
until  $Error > Tolerancia$ 
 $V, I, Perdidas$ 

```

En el capítulo 3.4.4 se observa las veces que se usa el flujo de carga.

3.4.4 Convergencia del método de suma de corrientes

Existen varios criterios para determinar la convergencia del método, uno de ellos es comparar la tensión en el nodo fuente (0) con respecto a la iteración anterior, en el momento que sean próximas se ha dado convergencia.

Sin embargo este parámetro no es adecuado para establecer una tolerancia así que se usan las pérdidas del sistema como criterio de parada. En el instante en que las pérdidas totales, tanto en potencia activa como en potencia reactiva, sean cercanas a las pérdidas calculadas en la iteración anterior y de acuerdo a una tolerancia, se ha llegado a una solución.

3.4.5 Consideraciones Adicionales

La metodología de suma de corrientes aprovecha la topología radial del sistema para encontrar la solución de manera más rápida y eficiente. Esta velocidad de convergencia no se refleja en el número de iteraciones, sino en la velocidad y el esfuerzo computacional[16]. El tiempo de cálculo es notablemente inferior en el caso del algoritmo de Newton-Raphson.

La aplicación del barrido de corrientes es más rápida porque no requiere de la inversión de matrices o factorización triangular LDU (la cual esta implícita en la fase de ordenamiento nodal). Este hecho, es de vital importancia teniendo en cuenta que el flujo de carga se ejecuta un numero considerable de veces en cada iteración del algoritmo planteado en este libro.

El ordenamiento nodal se ejecuta sólo una vez al inicio del proceso global por lo cual el esfuerzo computacional en este procedimiento se ve recompensado con la velocidad de cálculo en los flujos de carga

posteriores.

Finalmente los resultados obtenidos no dependen del método de flujo de carga usado, por esta razón cualquier metodología obtendrá los mismos resultados numéricos y el esfuerzo investigativo se enfoca en el conjunto de soluciones encontradas y de manera indirecta en la velocidad de convergencia.

Se asume que el sistema de distribución está en capacidad de alimentar la demanda sin violaciones técnicas.

4

Computación Evolutiva

Introducción

La Computación Evolutiva¹ (CE), enmarca los algoritmos de búsqueda de soluciones por medio de la simulación del proceso de adaptación de la especie al ambiente que lo rodea. Dichos procesos son inspirados en los mecanismos de la evolución y selección natural (Neo-Darwinismo), utilizando operadores genéticos que mantienen una población de individuos en constante evolución. La CE tiene un rango de aplicación muy extenso, el cual va desde la optimización numérica de una variable hasta la optimización multiobjetivo que involucra dos o más objetivos en el proceso.

A finales de los 50s el biólogo *Alexander S. Fraser* publicó una serie de trabajos sobre la evolución de sistemas biológicos en una computadora digital. A raíz de estos trabajos los aportes de científicos tales como Box,

¹ Conocida también como Algoritmos Evolutivos (EA)

Friedberg, Friedman, Barricelli y Bremermann, ayudaron a establecer las bases de la misma. [31].

Actualmente la EC se encuentra inscrita dentro de la Inteligencia Artificial(IA) como una técnica de exploración en espacios en busca de soluciones que optimicen procesos de mucha utilidad.

En este capítulo se muestran los antecedentes históricos de las teorías evolutivas naturales y los principales paradigmas de la computación evolutiva. Así como su creciente importancia en problemas de ingeniería eléctrica.

4.1 Antecedentes conceptuales de la Genética

Las teorías evolutivas surgieron de las observaciones de diversos autores que se interesaron en la forma en que surgían y desarrollaban las diferentes especies, contradiciendo la teoría creacionista hasta el momento aceptada. El avance en este tema estableció a la genética como ciencia en los años 30s. Los autores comenzaron a publicar sus observaciones que llevaron a establecer el Neo-Darwinismo como teoría de la evolución natural aceptada actualmente.

Se pueden mencionar ideas básicas iniciales de los autores.

El adaptacionismo, enunciada por *Jean Baptiste de Lamarck* (1800) establece que grandes cambios en el medio ambiente de una especie, produce cambios en la misma creando nuevos hábitos con el afán de ajustarse al ambiente. El cambio se nota después de muchas generaciones como resultado de la adquisición o pérdida de caracteres.

La teoría de Selección Natural, enunciada por Charles Robert Darwin

(1859) introduce uno de los avances conceptuales más importantes del siglo *XIX*, al haber sentado el concepto del desarrollo de todas las formas de vida a través del proceso lento de la selección natural.

La selección natural sostiene que los jóvenes miembros de las distintas especies compiten intensamente por su supervivencia. Los que sobreviven, que darán lugar a la siguiente generación, tienden a incorporar variaciones naturales favorables mediante un proceso de descendencia genética es decir a través de la herencia.

La transmisión de los caracteres hereditarios enunciada en 1865 por el científico austriaco *Gregor Johann Mendel* (1822 – 1884) explica cómo van a ser las características de los descendientes, a partir del conocimiento de las características de los progenitores.

Planteó la ley de la uniformidad , ley de la disyunción y la ley de la segregación independiente.

La Teoría del Plasma Germinal enunciada por August Weismann en 1883 establece que la que las partículas hereditarias (biófora) eran invisibles, autorreplicativas y asociadas con los cromosomas de un modo lineal y postuló que cada biófora estaba implicada en la determinación de una característica del individuo.[?].

4.1.1 Neo-Darwinismo

Se llamó *Neo-Darwinismo* a la fusión de la teoría de la evolución por selección natural, las leyes de la herencia de Mendel y la hipótesis del plasma germinal de Weismann.[34][33]

El pensamiento evolutivo actual gira en torno al Neo-Darwinismo, el cual establece que toda la vida en el planeta puede ser explicada a través de:

- Selección: Los organismos más adaptados a su entorno, tendrán más oportunidad de sobrevivir y por ende de reproducirse.
- Competencia: Es un proceso natural, en la que los organismos tienen una lucha continua por sobrevivir y heredar su código genético a otra generación.
- Reproducción: Mediante este mecanismo se asegura que el material genético se herede de una generación a otra.
- Mutación: Se produce cuando ocurre un error en la copia del material genético durante la reproducción. Se dice que algunas mutaciones pueden resultar benéficas para los organismos. Si la mutación es benéfica, entonces, el organismo se adapta mejor a su medio.

4.2 Computación evolutiva

La computación evolutiva simula el proceso de la evolución Neo-Darwinista permitiendo a las soluciones de un problema del mundo real ser cada vez mejores encontrando óptimos de las funciones objetivo. Los cromosomas proporcionan la representación o codificación de un individuo. Parte de los cromosomas, los genes, se usan para definir diferentes rasgos del individuo. Durante la reproducción (cruce) los genes de los padres se combinan para producir los genes de los hijos. La población va mejorando de generación en generación, porque los individuos que representan las soluciones más adecuadas al problema tienen más posibilidades de sobrevivir. La evolución de dichas soluciones hacia valores óptimos del problema depende en buena medida de que se implementen adecuadamente los siguientes puntos:

- Codificar las estructuras que se replicarán (es decir, representar adecuadamente las soluciones al problema a resolverse).

- Operaciones que incidan sobre los individuos (operadores genéticos).
- Una función de adaptación, que juegue el papel del ambiente.
- Un mecanismo de selección.

La computación evolutiva posee ciertas características de las cuales destacan las siguientes:

- Capaces de resolver problemas para los cuales no se conoce solución alguna.
- Son conceptualmente muy simples y tienen amplia aplicabilidad.
- Pueden explotar fácilmente las arquitecturas en paralelo, en caso de estar disponibles.
- Pueden hibridizarse con otras técnicas de búsqueda/optimización.

Las diferencias más notorias con respecto a las técnicas tradicionales son: Las técnicas evolutivas (TE) usan operadores probabilísticos, mientras las tradicionales utilizan operadores determinísticos; esto no significa que sea solo una búsqueda aleatoria. Al usar una población de soluciones en vez de un solo individuo, la hace menos sensible a quedar atrapado en mínimos/máximos locales. Por la forma en como trabaja, la computación evolutiva se puede agrupar en tres paradigmas principales.

- Programación evolutiva.
- Estrategias evolutivas.
- Algoritmos genéticos.
- Programación Genética.

4.3 Programación evolutiva

La Programación Evolutiva (PE) originalmente concebida por *Lawrence J. Fogel* hacia mediados de los 60s, quien propuso el uso de la evolución simulada en la solución de problemas del mundo real.[32]. En esta técnica la inteligencia se ve como un comportamiento adaptativo y se enfatiza los nexos de comportamiento entre padres e hijos. En el caso de la PE los individuos son ternas (tripletas) cuyos valores representan estados de un autómata finito (Maquina de estados). Cada terna está formada por:

- El valor del estado actual.
- Un símbolo del alfabeto utilizado (codificación).
- El valor del nuevo estado f_o .

Estos valores se utilizan, como en un autómata finito, de la siguiente manera: Teniendo el valor del estado actual en el que se encuentra, se toma el valor del símbolo actual y si es el símbolo de la terna, se debe mover al nuevo estado.

Evidentemente las funciones de selección, Cruce (crossover) y mutación deben variar para adaptarse y funcionar con una población de individuos de este tipo. Usa selección probabilística (generalmente por torneo estocástico).

En [78] se presenta un método de programación evolutiva para la planeación de redes de transmisión en sistemas eléctricos de potencia.

El algoritmo básico de la programación evolutiva se muestra en 2:

4.4 Estrategias evolutivas

Las estrategias evolutivas (EE) fueron desarrollados a principios de los 60's por *Peter Bienert* [35], *Ingo Rechenberg* [36] y *Hans-Paul Schwefel* [37] como un método de resolución de problemas de optimización en ingeniería realizando ajustes discretos aleatorios inspirado en el mecanismo de mutación que ocurre en la naturaleza.

Se utilizan los siguientes parámetros:

μ Tamaño de la población inicial.

λ Tamaño de la población descendente.

ρ Tamaño de la familia(padres)($1 \leq \rho \leq \mu$).

Un individuo de la población se define por el par (x, σ) donde x es un punto en el espacio R^n definido por (x_1, x_2, \dots, X_n) y σ es un vector de desviaciones definido como $(\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_n)$.

Un individuo nuevo es generado introduciendo ruido Gaussiano:

$$x_i^{t+1} = x_i^t + N(0, \sigma) \quad (4.1)$$

Algoritmo 2 Algoritmo general de la programación evolutiva.

begin

Generar aleatoriamente la población

repeat

Aplicar mutación

Calcular función objetivo de cada descendiente

Seleccionar las soluciones que se retendrán

Reemplazar la población actual por la seleccionada

until que cierta condición se satisfaga

donde N es un vector de números Gaussianos independientes con una media cero, desviación estándar σ y t se refiere a la generación (o iteración).

La versión original $(1 + 1) - EE$ usaba un solo padre y con él se generaba un solo hijo. Este hijo se mantenía si era mejor que el padre, o de lo contrario se eliminaba (selección extintiva).

En la estrategia evolutiva $(\mu + 1)$ se parte de una población inicial de $\mu > 1$ individuos, se genera un descendiente y se aplica el operador de selección para eliminar el peor de los $(\mu + 1)$ individuos.

En la estrategia evolutiva $(\mu + \lambda)$ se parte de una población inicial de $\mu > \lambda$ individuos, se genera λ descendientes y después de ser mutados se eliminan los peores (λ) individuos del total de la población.

En la estrategia evolutiva $((\mu \lambda))$ se parte de una población inicial de μ individuos, se genera $\lambda > \mu$ descendientes y después de ser mutados se eliminan los peores individuos hasta quedar (μ) como la nueva población.

Rechenberg introdujo el concepto de población y también formuló una regla para ajustar la desviación estándar durante el proceso evolutivo para garantizar convergencia, conocida como "la regla del éxito 1/5": la razón entre mutaciones exitosas y el total de mutaciones debe de ser 1/5. Si es mayor, incrementa la desviación estándar. Esta variación no solo de las variables del problema sino también de los parámetros, permite la auto-adaptación. La selección utilizada es generalmente determinista.

Su algoritmo general se muestra en el pseudocódigo mostrado en el algoritmo 3

4.5 Algoritmos genéticos

Los algoritmos genéticos fueron introducidos por *John H. Holland* en su libro *Adaptation in Natural and Artificial Systems*[38] a principios de los

Algoritmo 3 Algoritmo general de las estrategias evolutivas

$\overline{X}_N^0(\overline{x})$	Generar Población inicial aleatoria.
Sea $g = 0$	Contador de generaciones
Evaluar X^g en F_O	Evaluar la función objetivo.
repeat	
Sea $g = g + 1$	
Seleccionar λ individuos de X^g	
Recombinar y obtener $Q(\lambda)$	
Seleccionar los N mejores individuos de $R = X(N) \cup Q(\lambda)$	
until $g = \text{Numero de Generaciones}$	
return $\overline{X}^g(\overline{x})$ La Mejor solución	

60s y son por mucho, la técnica de búsqueda evolutiva más popular de la actualidad.

Originalmente fue idealizado usando los mecanismos de la evolución y de la genética natural, permitiendo que un grupo de individuos fueran genéticamente cada vez mejor adaptados a través del paso de generaciones. Se dice que la evolución de las especies está influenciado por un proceso de selección que lleva a la supervivencia de los individuos genéticamente mejor dotados para superar los problemas del medio ambiente. Los individuo mas aptos tienen más oportunidad de transmitir sus mejores características a las nuevas generaciones por medio de la recombinación.

El algoritmo genético genera un secuencia de poblaciones (conjunto de configuraciones) usando los mecanismos de selección, crossover² y mutación como mecanismo de búsqueda (operadores genéticos) a través del espacio de configuraciones.

Para poder aplicar el algoritmo genético se requiere de los siguientes seis componentes básicos:

1. Una *representación* de las soluciones potenciales del problema. La representación es la cadena binaria (también puede ser cadena de

² La palabra crossover se usa en el contexto de algoritmos genéticos para simplificar la palabra crossing over

numeros reales) para la codificación de las soluciones del problema (a la cadena se le llama cromosoma). A cada posición de la cadena se le denomina gene y al valor dentro de esta posición se le llama alelo.

2. Una forma de crear una población inicial de posibles soluciones (normalmente un proceso aleatorio).
3. Una *función de evaluación* que juegue el papel del ambiente, clasificando las soluciones en términos de su aptitud.
4. Un *mecanismo de selección* que permita seleccionar a los individuos de acuerdo a su aptitud. En los algoritmos genéticos se puede llevar el proceso de selección de diversas maneras, ya sea de forma determinista o probabilista (dando la oportunidad a los menos aptos para reproducirse). Las técnicas de selección se pueden agrupar en tres grupos:

a) Selección proporcional: Originalmente propuesta por *Holland* [38]. En esta selección los individuos se eligen de acuerdo a su aptitud con respecto a la población. Se subdivide en :

- i Ruleta.
- ii Sobrante estocástico.
- iii Universal estocástico.
- iv Muestreo determinístico.

Y puede presentar aditamentos como: escalamiento sigma, jerarquías y selección de Boltzman.

b) Selección mediante Torneo: Propuesta por *Wetzel* [39]. Se selecciona con base en comparaciones directas entre los individuos. Se subdivide en :

- i Torneo determinístico.
- ii Torneo probabilístico.

- c) Selección de estado uniforme: Propuesta por Whitley [40], Reemplaza a los individuos menos aptos de la generación por los más aptos de la nueva generación. Esta técnica se usa en los Algoritmos Genéticos AGs no generacionales.
5. *Operadores genéticos* (cruza,mutación y elitismo) que alteren la composición de los hijos que se producirán para las siguientes generaciones.

El AG enfatiza la importancia de la recombinación sexual (operador principal) sobre el de la mutación (operador secundario) y necesita elitismo para poder converger al óptimo [41].

Existen tres tipos principales de recombinación:

- Recombinación simple: Se selecciona un punto de manera aleatoria dentro del cromosoma de cada padre y a partir de éste se intercambian los materiales genéticos para dar origen a nuevos individuos [38].
 - Recombinación doble: Igual a la anterior excepto que se generan dos puntos de cruce por cada padre [?].
 - Recombinación uniforme: cruce de n puntos [43],[?].
6. *Valores iniciales* Existen diferentes parámetros que utiliza el algoritmo genético como tamaño de la población, probabilidad de recombinación, probabilidad de mutación, número máximo de generaciones, etc.

El algoritmo general de un algoritmo genético simple [42] está esbozado en el pseudocódigo 4

Algoritmo 4 Algoritmo Genético Simple

Require: *funcionobjetivo* y *Restricciones*(*siexisten*)
 $P_0(N, M) \Leftarrow N$: *Cromosomas Aleatorios con M genes.* P-Inicial.
 $g \Leftarrow$ *Numero de Generaciones*
for each $k \in g$ **do**
 for each $i \in N$ **do**
 $Fo_1^1(i, M) \Leftarrow$ *Evaluacion de funcionobjetivo*
 end for
 for each $i \in N$ **do**
 $Ff_1^1(i, M) \Leftarrow$ *Evaluacion de la funcion de adaptación*
 end for
 $Incumbente(g) \Leftarrow$ *Mejor Cromosoma* Guarda el mejor individuo de la población.
 Proceso Selección
 Proceso de Recombinación de Padres
 Creación de Población de Hijos $P^{g+1}(N, M)$
 Probabilidad de Mutación
end for

4.6 Programación Genética

Nichal Lynn Cramer [44] y posteriormente, John R. Koza [45] propusieron (de forma independiente) el uso de una representación de árbol en la que se implementó un operador de cruza para intercambiar sub-árboles entre los diferentes programas de una población generada al azar (con ciertas restricciones impuestas por la sintaxis del lenguaje de programación utilizado). La programación genética a diferencia de la computación evolutiva codifica a una ecuación o un algoritmo por lo que la respuesta final no es un numero sino una ecuación que solucione el problema o un algoritmo que pueda encontrar una nueva solución. La principal aplicación de este tipo de estrategia es la predicción y el modelamiento de sistemas complejos.

El algoritmo general de la PG [46] se muestra en 5

Algoritmo 5 Figura 1.5: Algoritmo basico de la programación genética

```
begin
generar aleatoriamente la población inicial  $G(0)$ 
sea  $t := 0$ 
repeat
  evaluar los programas en  $G(t)$  la población existente y asignar un
  valor de actitud a cada individuo.
  repeat
    seleccionar  $G_{temp}$  en base de algún proceso de selección  $G(t)$ 
    aplicar los operadores genéticos a  $G_{temp}$ 
    insertar  $G_{temp}$  en  $G_1(t)$ 
  until la nueva población sea completada
  sea  $G(t + 1) = G_1(t)$ 
  sea  $t := t + 1$ 
until que cierta condición se satisfaga
return el mejor individuo de la población
end
```

Las diferentes técnicas de computación evolutiva han sido aplicados ampliamente en problemas de ingeniería eléctrica como planeación de redes, despacho óptimo energético, ubicación de compensadores reactivos, ubicación de generadores y ubicación estratégica de subestaciones. Además en el campo de la telecomunicaciones en la ubicación de centrales distribuidas a lo largo de una zona de influencia. Estos algoritmos fueron concebidos para optimizar un solo objetivo. Algunos algoritmos de optimización de multiples objetivos poseen como estructura básica las características de estos métodos, incorporando los nuevos conceptos que se requieren. En el siguiente capítulo de este libro se hace un repaso de los conceptos y métodos de la generación de algoritmos de optimización de multiples objetivos.

4.7 Ventajas de los Algoritmos Evolutivos

Es importante destacar las diversas ventajas que presenta el uso de técnicas evolutivas para resolver problemas de búsqueda y optimización:

- Simplicidad Conceptual.
- Ampla aplicabilidad.
- Superiores a las técnicas tradicionales en muchos problemas del mundo real.
- Tienen el potencial para incorporar conocimiento sobre el dominio y para hibridizarse con otras técnicas de búsqueda/optimización.
- Pueden explotar fácilmente las arquitecturas en paralelo.
- Son robustas a los cambios dinámicos.

Nótese, que es importante tener en mente que los algoritmos evolutivos son técnicas heurísticas. Por tanto, no garantizan que convergerán al óptimo de un problema dado, aunque en la práctica suelen aproximarse razonablemente bien al óptimo de un problema en un tiempo promedio considerable menor que los algoritmos deterministas. Se podría decir que antes de decidir recurrir a los algoritmos evolutivos, debe analizarse la factibilidad de utilizar técnicas precisas.

Muchas técnicas clásicas han sido reportadas en la literatura para resolver el problema OPF, tales como programación no lineal (NLP), programación cuadrática (QP) y programación lineal (LP). Los métodos basados en gradiente y métodos de Newton desmejoran en el manejo de restricciones de desigualdad [12]. En los últimos días, métodos como AG [12] y técnicas de programación evolutiva (EP) han sido sugeridos para enfrentar las dificultades presentadas por métodos clásicos. En [12] usan la programación evolutiva para resolver el problema OPF en un modelo desregulado.

5

Optimización Multiobjetivo

5.1 Introducción

Gran parte de los problemas del mundo real implican la optimización simultánea de varios objetivos que generalmente presentan conflictos entre ellos; es decir, la mejora en uno conduce a un deterioro en el otro. La presencia de tales tipos de problemas es tan significativa, que consume gran parte del tiempo cotidiano en la toma de decisiones.

Las propuestas computacionales de automatización que se han presentado para resolverlos habitualmente se limitan a convertir el problema de objetivos múltiples en uno en que existe un solo objetivo.[\[18\]](#). Ninguna de estas reducciones refleja fielmente al problema y por tanto tampoco otorga soluciones completamente satisfactorias.

Sin embargo, el estado actual de la ciencia podría generar mejores resultados ya que existen modelos matemáticos que se ajustan mejor a la naturaleza de éstos problemas. Tales modelos provienen de un área de la Investigación de Operaciones conocida como optimización con objetivos múltiples o multiobjetivo.

En los problemas de optimización de un solo objetivo (SOPs, del inglés *Single Objective Problem*) el resultado óptimo deseado está claramente definido. Sin embargo, esta condición no se cumple para los problemas de optimización multiobjetivo (MOPs, por sus siglas en inglés: *Multiobjective Optimization Problem*) donde, en vez de un único óptimo, se cuenta con todo un conjunto de soluciones de compromiso.

En este capítulo se introducen los conceptos básicos de la optimización multiobjetivo y se enuncian algunas técnicas convencionales y las más representativas actualmente alrededor del tema.

5.2 Problema de Optimización Multiobjetivo MOP

En un problema donde se enfrentan dos ó más objetivos se considera como solución un conjunto de configuraciones que permitan dar un criterio de decisión para resolver de manera óptima el problema.

El primero en definir un nuevo criterio de optimalidad para los problemas en que existen múltiples objetivos a cumplir, y que se encuentran en conflictos entre sí, fue propuesta originalmente por *Francis Ysidro Edgeworth* en 1881 y generalizada posteriormente por *Vilfredo Pareto* en 1896.

Algunos autores la llaman óptimo de *Edgeworth-Pareto*, pero es más común denominarla simplemente **conjunto óptimo de Pareto** P^* . Este criterio enuncia que las soluciones de un problema con objetivos múltiples son óptimas porque ningún otro conjunto solución, en todo el espacio de búsqueda, es superior a él cuando se tienen en cuenta todos

los objetivos al mismo tiempo. Se podría decir que ningún objetivo puede mejorarse, sin degradar a los demás.

Se podría enunciar el problema de Optimización Multiobjetivo de la siguiente manera:

El problema es encontrar un conjunto de variables de decisión $\bar{X} = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ que optimice las k funciones objetivo $F\bar{F} = \{f_1, f_2, \dots, f_k\}$, y que las n soluciones sean factibles en el espacio de solución S , es decir, que cumplan con las restricciones de igualdad $h(x) = 0$ y las de desigualdad $g(x) \leq 0$ que limitan el espacio solución. En donde h y g pueden ser lineales o no lineales.

Para llegar a encontrar un conjunto óptimo de Pareto se usa el concepto de Dominancia entre soluciones permitiendo dar jerarquía a unas soluciones sobre las otras. Para describir el concepto, el símbolo \prec se usa para decir que una solución \bar{x}^* *domina* a la solución \bar{y}^* . Entonces se dice que:

Para dos vectores de decisión $\bar{x}^*, \bar{y}^* \in X$.

$$\begin{array}{ll} \bar{x}^* \prec \bar{y}^* & \text{si } f_i(\bar{x}^*) < f_i(\bar{y}^*) \forall i = 1, 2, \dots, k. \\ \bar{x}^* \preceq \bar{y}^* & \text{si } f_i(\bar{x}^*) \leq f_i(\bar{y}^*) \forall i = 1, 2, \dots, k. \end{array}$$

El símbolo \preceq representa que "domina debilmente a".

Las definiciones son análogas para problemas de maximización.

Es importante notar que aunque la dominancia se da en el espacio de las variables de decisión, la comparación se da en el resultado de la evaluación de las funciones objetivo (espacio de las funciones objetivo).

En la figura 5.1 en el espacio de dos funciones objetivo, cada punto representa una solución, compuesta por las n variables de decisión, considerando un problema de minimización.

Para que el concepto quede claro, se analizan los siguientes ejemplos.

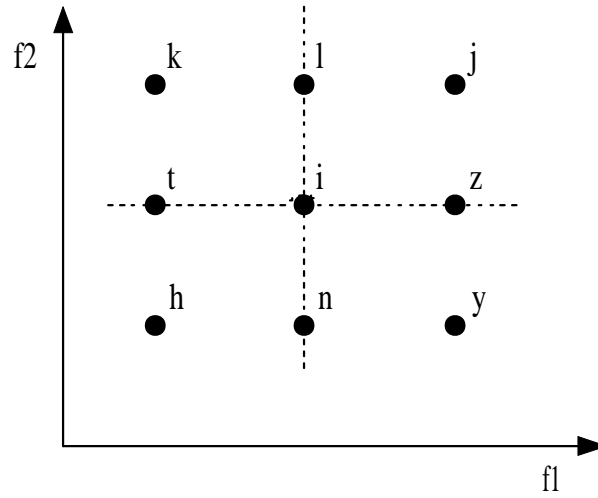


Fig. 5.1: Criterio de Dominancia de Pareto

La figura se ha dividido en cuadrantes alrededor de la solución i , para un problema de minimización.

1. La solución i domina a la solución j fuertemente.
2. La solución i domina a las soluciones z y l débilmente.
3. La solución i es dominada por las soluciones t y n débilmente.
4. La solución i es dominada por la solución h fuertemente.
5. La solución i es indiferente con las soluciones k y y . (i k)

El subconjunto de soluciones no-dominadas de la población \bar{X} se conoce como Frente de Pareto (PF) y se define como:

$$PF^* = \{\bar{u} = \bar{f} = (f_1(x), \dots, f_k(x)) | x \in P^*\} \quad (5.1)$$

En cada iteración se debe mejorar PF para llegar al Frente de Pareto Óptimo PF^* . Algunos problemas presentan diferentes PF ficticios que atraén la mayoría de las soluciones, estos se deben evitar.

Ahora podemos representar a un problema de optimización multiobjetivo como:

$$\min/\max \bar{f}(\bar{x}) = [f_1(\bar{x}), f_2(\bar{x}), \dots, f_k(\bar{x})]^T \quad (5.2)$$

y cumpla con:

$$\bar{g}_i \leq 0, i = 1, 2, \dots, m. \quad (5.3)$$

$$\bar{h}_j = 0, j = 1, 2, \dots, p. \quad (5.4)$$

Se han aclarado los nuevos conceptos alrededor de la optimización multiobjetivo, se procede a mostrar una breve revisión de los principales métodos tradicionales y evolutivos multiobjetivo.

5.3 Técnicas Tradicionales de Optimización Multiobjetivo

La comunidad de investigación de operaciones ha desarrollado diferentes técnicas de optimización multiobjetivo [\[47\]](#)

5.3.1 Métodos a posteriori

Estos métodos se dividen en dos subclases: los que pueden encontrar todo el frente de Pareto, y los que pueden generar únicamente los puntos que se encuentran en los extremos del frente de Pareto, computacionalmente costosos:

- Métodos de suma de pesos (encuentran todo el frente)[49][50].
- Métodos de restricciones ϵ (encuentran los extremos)[51].

5.3.2 Métodos a priori

La principal dificultad de estos métodos radica en que no siempre se sabe de antemano las características deseables que deben de tener las soluciones del problema.

- Métodos de la función valor [52].
- Métodos lexicográfico [53].
- Programación de metas [54].

5.3.3 Métodos Interactivos

Esto se debe a que se solventan la mayoría de los problemas de la toma de decisiones mediante la interacción entre quién toma la decisión y el método interactivo.

- Método Interactivo de compromisos valuados [55].
- Método de Geoffrion-Dyer-Feinberg [56].
- Método de punto de referencia [57].
- Búsqueda de Ligth Beam [58].
- Método de Tchebycheff [59].

5.3.4 Desventajas de las técnicas tradicionales

Los métodos tradicionales son bastante limitados y generalmente muy costosos computacionalmente y se hace más crítico a medida que el problema crece. En caso de que se encuentren las soluciones no dominadas, éstas suelen corresponder a una única solución o a una porción limitada del frente de Pareto esperado.

5.4 Técnicas Evolutivas de Optimización Multiobjetivo

Debido a la aceptación de la computación evolutiva como método de búsqueda de soluciones a problemas del mundo real, hizo que *Rosenberg* 1967[60] se fijara en el potencial de los algoritmos evolutivos para resolver problemas multiobjetivo. Esta área ha llegado a afianzarse como una línea de investigación propia, llamada *optimización evolutiva multiobjetivo*.

La gran ventaja de los algoritmos evolutivos para trabajar en paralelo con una población de soluciones tienen la capacidad inherente de

encontrar el conjunto Pareto en un tiempo razonable y en una sola ejecución.

Durante 1993 – 1995, surgieron diferentes Algoritmos Evolutivos (EAs) para resolver problemas de optimización multiobjetivo. Los algoritmos evolutivos poseen nuevos aspectos que le permiten incluir un conjunto de soluciones como punto óptimo, tales como: i) asignación de una adaptación (fitness) a los miembros de la población de acuerdo a la no-dominancia y ii) Preservar la diversidad de las soluciones de un mismo frente. Los dos requisitos que debe ser capaz de llevar a cabo un algoritmo evolutivo multicriterio para obtener resultados eficaces son: conducir la búsqueda hacia la frontera de Pareto y mantener la diversidad de la población en el entorno de esta frontera. Algunas técnicas de primera generación agrupadas por *Coello*[62] se mencionan:

- Formas simplistas:
- Técnicas no basadas en óptimos de Pareto.
- Técnicas basadas en óptimos de Pareto.

Desde finales de los 90s los algoritmos evolutivos multiobjetivo que usan elitismo son vistos como el estado del arte en el área (p.ej., SPEA, SPEA2, NSGA-II, MOMGA, MOMGA-II, PAES, PESA, PESA II, etc.). Todos basados en Óptimos de Pareto.[71]

El aspecto de la preservación de la diversidad es crucial en la optimización multiobjetivo, muchos AEs multiobjetivo incorporan técnicas de niching, la más implementada es *fitness sharing* (compartición de aptitud) propuesta por *Goldberg*[71]. El *fitness sharing* se basa en la idea que los individuos en un nicho particular debe compartir los recursos disponibles, similar a la naturaleza. Así, el valor de aptitud de cierto individuo es el más degradado, los más individuales son localizados dentro de sus vecindades. La vecindad es definida en términos

de una distancia medida y especificada por el tan bien llamado radio de nicho(niche radius) σ_{share} .

A continuación se hace una breve descripción de las técnicas que representan de mejor manera el estado actual de la computación evolutiva.

5.4.1 Vector Evaluated Genetic Algorithm, VEGA

El primer intento real por extender un algoritmo evolutivo a problema multiobjetivo es el VEGA(Algoritmo genético por evaluación vectorial) desarrollado por *David Schaffer* 1984 [64] el cual modifico la manera en que la selección era hecha y generará un nuevo método con la capacidad de manejar objetivos múltiples. En esta técnica se genera un número de sub-poblaciones igual al número de objetivos (k), y se efectúa selección proporcional de acuerdo al objetivo correspondiente. Posteriormente se crea la población descendiente mezclando el resultado de selección de esas particiones a la cual se le aplica los operadores genéticos convencionales (cruza y mutación).

Se observan tendencias en el frente solución final de converger hacia los extremos del mismo, encontrándose que las soluciones intermedias de la frontera no son correctamente localizadas.

5.4.2 Multiobjective Genetic Algorithm, MOGA

Algoritmo genético multiobjetivo (Multi Objective Genetic Algorithm MOGA) propuesta por *Fonseca y Fleming*(1993) [65]. La ordenación de un individuo está dada por el número de individuos que lo dominan en la población. Los individuos no dominados tendrán asignada un ranking, y se desciende proporcionalmente conforme éstos sean dominados por más individuos. La diversidad de la población se mantiene mediante la compartición de aptitud.(fitness sharing σ_{share}) EL valor de ranking de cada individuo está dado por [65]:

$$Ranking(x_i, t) = 1 + p_i^t \quad (5.5)$$

donde:

x_i = individuo correspondiente al subíndice i .

t = la generación actual.

p_i^t = número de individuos que dominan al individuo i en la generación t .

5.4.3 Non-dominated Sorting Genetic Algorithm, NSGA

Otro AE multiobjetivo basado en el ranking de Pareto es el Algoritmo genético con clasificación de soluciones no-dominadas (NSGA) fue propuesta por *Srinivas y Deb* (1994) [67]. La clasificación de la población se basa en el criterio de no-dominancia mediante el uso de varias capas jerárquicas. De tal manera que los individuos no dominados con respecto a toda la población pertenecen a la primera capa. Como paso siguiente se excluyen de la población restante los individuos de la primer capa y se repite el proceso de clasificación para hallar los individuos que entraran en la segunda capa; así hasta clasificar toda la población. Luego se realiza selección proporcional, de tal manera que los individuos pertenecientes a la primer capa tienen una mejor posibilidad para ser seleccionados una mayor cantidad de veces. La diversidad de la población se mantiene mediante la compartición de aptitud. (fitness sharing σ_{share})

Existe una segunda versión de este algoritmo, denominado *NSGA II* el cual se implementa en este trabajo, y se explicará con detalle en el capítulo siguiente.

5.4.4 Niche Pareto Genetic Algorithm, NPGA

Algoritmo genético de Pareto anidado (Niche Pareto Genetic Algorithm NPGA) fue propuesta por *Horn, Nafpliotis y Goldberg* (1994)

[68]. Emplea selección por torneo basada en dominancia de Pareto. En este se comparan a dos individuos con el criterio de dominancia, contra un subconjunto de la población de tamaño t_{dom} , cuando en la comparación no hay vencedor se elige ganador por *compartición de aptitud* [69], [68]. El resultado final queda bastante sensible al tamaño escogido del subconjunto de la población para torneo, además depende también del factor de compartición σ_{share} , siendo por tanto dependiente de dos parámetros.

5.5 Algoritmos de Segunda Generación

Los algoritmos de segunda generación se enfatizan en la eficiencia computacional buscando vencer la complejidad de la jerarquización de Pareto ((kM^2) , donde k es el numero de funciones objetivo y M es el tamaño de la población) y de las técnicas tradicionales de nichos ((M^2)) como la compartición de aptitud. Un operador que ha demostrado aportar una gran mejora en el rendimiento de los algoritmos evolutivos multiobjetivo es el operador elitismo. Se han desarrollado algoritmos que eliminen la dependencia paramétrica(σ_{share}), reduzcan el chequeo de nodominancia, preserven la diversidad e incorporen elitismo. A continuación se mencionan algunos:

5.5.1 Pareto Archived Evolution Strategy, PAES

Fue propuesta por Knowles y Corne [70]. PAES es una estrategia evolutiva en su forma más simple: la $(1+1)-EE$. Almacena las soluciones del mejor frente nodominado en una población auxiliar externa (elitismo). Para mantener la diversidad el dominio de la función objetivo es subdividido en hipercubos por una malla adaptativa que determina la densidad de individuos en dicha zona. Esta técnica depende sólo del parámetro número de divisiones y muestra visibles ventajas sobre el uso de nichos debido a que computacionalmente tiene menor costo y no necesita parametros extra que afectan el desempeño del algoritmo. La ordenación de cada individuo nuevamente generado es asignada

comparando dominancia con respecto al archivo o población externa además de con relación a la densidad de la malla a la que pertenece.

5.5.2 Strength Pareto Evolutionary Algorithm, SPEA

Propuesta por *Zitzler y Thiele*, (1999). Almacena las soluciones del mejor frente obtenido en una población auxiliar (elitismo). La ordenación de cada individuo está basada en el factor de fuerza (strength factor). Éste es calculado para los miembros de la población auxiliar como un cociente cuyo numerador es proporcional al número de individuos de la población que domina y cuyo denominador es el número de individuos de esta población más uno. Un método de clustering (el método de ligadura ponderada) en el espacio de las funciones objetivo es utilizado para preservar diversidad en la población, evitando el uso de cualquier parámetro como la compartición de aptitud.

5.5.3 SPEA-II

Propuesta por *Zitzler, Laumanns y Thiele*, (2001). El algoritmo SPEA2 esta orientado a eliminar las posibles debilidades de su antecesor. Se tiene en cuenta para cada individuo, tanto el número de individuos que domina como el número de individuos por los que es dominado. Asimismo, incorpora una estimación de la densidad de vecinos permitiendo una orientación más exacta al proceso de búsqueda. El archivo externo elitista adquiere tamaño fijo. Ahora para preservar la diversidad se usa un operador de truncamiento que evita la posibilidad de eliminar las soluciones extremas de entre las no-dominadas localizadas.

5.5.4 Ventajas de los Algoritmos Evolutivos Multiobjetivo

Los algoritmos evolutivos son especialmente apropiados para resolver problemas de optimización multiobjetivo debido a su gran

flexibilidad, adaptabilidad y sólido desempeño. Estas características hacen posible que sea capaz de lidiar con diferentes formas del frente de Pareto (desconectados, convexos o concavos), sin que se degrade su desempeño. También le permite localizar y poblar zonas promisorias en problemas con grandes espacios de búsqueda mientras que las técnicas tradicionales no podrían acercarse siquiera a la zona factible de muchos de ellos (generalmente asumen que el frente de Pareto es convexo y que las funciones objetivo son diferenciables). Adicionalmente a esto los algoritmos evolutivos tienen la capacidad inherente de encontrar diferentes miembros del conjunto de óptimos de Pareto en una sola corrida, gracias en gran medida al hecho de que son una técnica poblacional y no una técnica local como por ejemplo el recocido simulado o la búsqueda tabú [15][61][71].

6

Algoritmo NSGA II

LA sigla NSGA significa Non-Dominated Sorting Genetic Algorithm, que se podría traducir como un algoritmo genético con clasificación de no dominados. Fue propuesto por *Kalyanmoy Deb, Amrit Pratap, Sameer Agarway, y T. Meyarivan* en su artículo *^ fast and Elitism Multibjetive Genetic Algorithm: NSGA II*". Donde se propone un algoritmo evolutivo (EA), basado en la clasificación de soluciones no-dominadas, el cual supera los problemas de los anteriores algoritmos que son:[66].

1. *Alta complejidad computacional en la clasificación de no-dominadas*: El proceso de clasificación de las soluciones no-dominadas posee una complejidad computacional de (MN^3) , y además es un proceso que se hace en cada generación, haciendo el método aun más complejo.
2. *Falta de elitismo*: Recientes resultados [72],[73], muestran que los (GA) que poseen elitismo mejoran la velocidad del método y

también ayuda a prevenir las pérdidas de buenas soluciones cuando son encontradas.

3. *Necesidad de un parámetro de comparación σ_{share}* : Es necesario encontrar un parámetro [74] que permita mantener la diversidad de las soluciones, para no llegar a óptimos locales.

6.1 Características del Algoritmo

A. Clasificación rápida de nodominancia.(fast no-dominated sorting)

En el primera versión NSGA para clasificar las soluciones de la población de tamaño N , se compara cada solución con las otras y se determina si es dominada. Esto requiere (MN) comparaciones para cada comparación, donde M es el número de objetivos. Cuando este proceso continua para encontrar todos los miembros del primer nivel de nodominadas, la complejidad total es de (MN^2) . Después para encontrar el próximo frente de soluciones nodominadas, se ignoran las soluciones del primer frente y se repite el proceso hasta clasificar todos los N individuos de la población. En el peor caso que cada frente tenga solo una solución, tenemos una complejidad computacional de total de (MN^3) . En el NSGA II se plantea el uso de un rápido proceso de clasificación de nodominadas, con una complejidad computacional de (MN^2) [66].

Primero, para cada solución se calculan dos partes: 1) Contador de dominación η_p , el número de soluciones que dominan la solución p , y 2) S_p un conjunto de soluciones que la solución p domina. Esto requiere (MN^2) comparaciones.

Todas las soluciones en el primer frente nodominados tendrán el contador η_p en cero. Ahora para cada p con $\eta_p = 0$, se revisa cada miembro

(q) del conjunto S_p y reducimos η_p en uno. Al hacer esto, si para cualquier miembro q , η_p viene siendo cero, se pondrá en una lista separada Q . Estos miembros pertenecen al segundo frente. Ahora, el anterior proceso se continua con cada miembro de Q y el tercer frente es identificado. Así, hasta que todos los frentes sean identificados. En 6 se muestra el pseudocódigo.

Para cada solución p en el segundo o más alto nivel de nodominancia, el contador η_p puede ser a lo más $N - 1$. Así, cada solución p , puede ser vista a lo más $N - 1$ veces antes de que el contador sea cero. En este punto la solución es asignada a un frente y no es vista de nuevo. Puesto que hay $N - 1$ soluciones la complejidad total es de (N^2) . Así, La complejidad total del proceso es de (MN^2) .

El algoritmo parte de la matriz de funciones objetivos $F(2N, M)$ evaluadas en cada solución $j \in 2N$, donde $2N$ es el tamaño de la población combinada de padres y descendientes y M es el número de objetivos del problema. El vector S_p guarda los índices de las soluciones q que son dominadas por la solución p , (cabe notar que la dominancia es fuerte, porque no incluye términos de igualdad cuando se comparan las soluciones). Y en caso de que p no domine a q se incrementa $n(p)$ en uno, para registrar el número de soluciones que dominan a p . Al final de cada p se revisa si $n(p) = 0$, para ver si se incluye la solución en el conjunto del primer frente \mathcal{F}_1 de soluciones no dominadas. Después se inicializa el contador de frentes $i = 1$, para entrar a clasificar el segundo y los demás frentes.

Se incluye en el siguiente frente la solución que es dominada solo por una de las soluciones ya clasificadas en el frente anterior \mathcal{F}_i ; en el caso inicial el primer frente. Como se debe seleccionar las N mejores soluciones de la población combinada de padres y descendientes (de tamaño $2N$), en el vector H se guardan las soluciones del frente al cual se le aplicará el operador que permite seleccionar los L individuos que completarán la población P_N . P guarda las soluciones elegidas por ranking, que van hasta el frente anterior al guardado en H , siendo el tamaño de P menor ó igual a N . Se puede notar que bastaría solo con clasificar hasta el frente que complete el tamaño de la población N , para detener el proceso de clasificación ayudando a la velocidad de operación.

B. Preservación de Diversidad

En el anterior método (NSGA) se usaba una función σ_{share} la cual era una medida de la proximidad de las soluciones. Esta función presenta una complejidad de (N^2) , y mantiene una gran variedad de soluciones dependiendo del valor de σ_{share} .

En el algoritmo NSGA II se propone cambiar esta función por un operador que compara las distancias entre soluciones que eliminan los dos problemas de la anterior función. Este nuevo método no requiere ningún parámetro definido por el usuario, para mantener la diversidad

Algoritmo 6 Clasificación Rápida de Frentes No Dominados

Require: $F(N, M)$	$F = \{f_1 \bar{X}, \dots, f_M \bar{X}\}.$
for each $p \in P$ do	P puede ser $R = P \cup H.$
$S_p \leftarrow \emptyset$	Guarda los q dominados por $p.$
$n_p \leftarrow 0$	
for each $q \in P$ do	
If $(p \prec q)$ then	Si p domina a q
$S_p \leftarrow S_p \cup \{q\}$	Agrega q al conjunto de soluciones dominadas por $p.$
else if $(q \prec p)$ then	
$n_p \leftarrow n_p + 1$	Incrementa el contador de q 's que dominan a $p.$
end if	
end for	
If $n_p = 0$ then	p entra al primer frente
$p_{rank} \leftarrow 1$	
$\mathcal{F}_1 \leftarrow \mathcal{F}_1 \cup \{p\}$	
end if	
end for	
$i = 1$	Inicializa el contador de frente.
$O = \emptyset$	
while $\mathcal{F}_i \neq \emptyset$ do	
$Q \leftarrow \emptyset$	Usado para grabar los miembros del próximo frente
for each $p \in \mathcal{F}_i$ do	
for each $q \in S_p$ do	
$n_q \leftarrow n_q - 1$	
if $n_q = 0$ then	q entra al proximo frente
$q_{rank} \leftarrow i + 1$	
$Q \leftarrow Q \cup \{q\}$	
end if	
end for	
end for	
$O \leftarrow O \cup \mathcal{F}_i$	Guarda las soluciones ya clasificadas.
$T \leftarrow \text{Tamaño de } O$	
If $T \geq N$ then	Si ya hay N o más soluciones clasificadas.
$H \leftarrow \mathcal{F}_j$	Del cual se completará la población $P(N).$
$P(1 \text{ to } \mathcal{F}_{i-1})$	Elegidos por ranking de dominancia.
end if	
$i \leftarrow i + 1$	
$\mathcal{F}_i \leftarrow Q$	
end while	

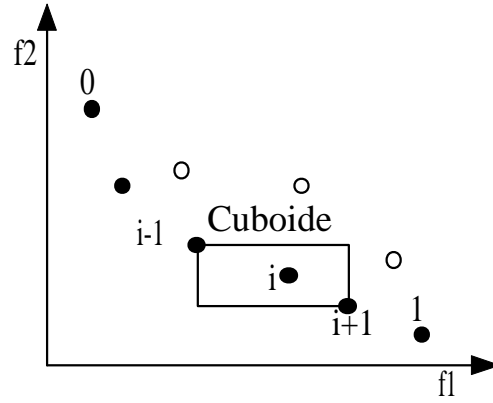


Fig. 6.1: Cálculo Crowding-distance.

entre la población. También mejora la complejidad computacional. Para describir este método primero se definirá una métrica de estimación de densidad y luego se mostrará el operador.

Estimación de Densidad: Para conseguir una estimación de la densidad en un conjunto de soluciones pertenecientes a una población, se calcula la distancia media de dos puntos sobre cada lado de estos puntos, a lo largo de cada uno de los objetivos. Esta medida $i_{distancia}$ sirve como una estimación de el perímetro del cuboide formado por puntos vecinos mas cercanos como los vértices (llamado distancia de apiñamiento).

En la figura 6.1 la distancia de apiñamiento de la i_{th} solución de ese frente (marcado con círculos sólidos) es la longitud del lado promedio del cubo.

El cálculo de la distancia de apiñamiento requiere de una clasificación de la población, de acuerdo a la magnitud de la función objetivo en orden ascendente. Sin embargo, a las soluciones límites se les asigna un valor de infinito.

Cada función objetivo es normalizada antes del cálculo de las distancias de apiñamiento.

El las líneas medias del algoritmo 7 se muestra la forma de como se asignan las distancias de apiñamiento. Con estos valores asignados se puede comparar la cercanía de un individuo con otros. El algoritmo tiene una complejidad de $(MN \log N)$.

Operador de comparación de Apiñamiento: Este operador \prec_n (domina a) guía el proceso de selección en varios puntos del algoritmo para mantener una distribución uniforme, de las soluciones que hacen parte de los frentes óptimos de Pareto.

Se considera que cada individuo i en la población tiene dos atributos:

1. Ranking de no-dominación (i_{rank});
2. Distancia de apiñamiento ($i_{distancia}$).

Se puede definir los siguientes criterios de dominancia usando el operador \prec_n así:

$$i \prec_n j \quad \begin{array}{l} \text{a) if } (i_{rank} < j_{rank}) \\ \text{ó b) if } (i_{rank} = j_{rank}) \text{ and } (i_{distancia} > j_{distancia}) \end{array}$$

El en algoritmo 7 se observa el proceso de selección usando el operador \prec_n :

La explicación del Algoritmo 7 es la siguiente:

Se parte del vector de individuos H^l que pertenecen a un mismo frente de soluciones no dominadas de la población R_t , que se requiere ordenar

Algoritmo 7 Selección de individuos usando operador crowdedd \prec

Require: F, H, L	Elige L individuos de H con \prec
$l \Leftarrow \text{Tamaño de } H$	
for each $i \in l$ do	Desde 1 to l
$I(i) \Leftarrow F(H(i))$	$F(i) = \{f_1(X_{H(i)}), \dots, f_m(X_{H(i)})\}$
end for	
for each <i>Objetivo</i> m do	Clasificación usando cada objetivo.
$I^m \Leftarrow \text{sort}(f_m, >)$	
$d_{I^m_1} \Leftarrow d_{I^m_l} \Leftarrow \infty$	
for $i : 2$ to $(l - 1)$	
$d_{I^m_j} \Leftarrow d_{I^m_j} + (f_m^{(I^m_{j+1})} - f_m^{(I^m_{j-1})}) / (f_m^{\max} - f_m^{\min})$	
end for	
end for	
while <i>Tamaño de</i> $P < N$ do	
$P \Leftarrow P \cup H_{d_{\text{mayor}}}$	Se elige el $i \in H$, con d_{mayor}
$L \Leftarrow L - 1$	
end while	
Return $P(N)$	Los $j's \in R$ que forman $P(N)$

por apiñamiento. Se crea un vector I^m de tamaño $l \times m$ siendo l el tamaño de H y m el número de funciones objetivo, es decir es el vector que contiene los individuos en el espacio de funciones objetivos. Inicialmente para conservar los extremos del frente se le asigna $d_{I^m_1} = d_{I^m_l} = \infty$, a los demás se les aplica la ecuación 6.1. Finalmente se ordena el vector de individuos de H por sus distancias de apiñamiento, eligiendo los L individuos necesarios de mayor a menor, para completar la población de tamaño N .

$$d_{I^m_j} \Leftarrow d_{I^m_j} + (f_m^{(I^m_{j+1})} - f_m^{(I^m_{j-1})}) / (f_m^{\max} - f_m^{\min}) \quad (6.1)$$

Ahora, con estas tres innovaciones, queda listo, para describir el algoritmo NSGA II.

C. Estructura Principal del NSGA II.

Inicialmente una población aleatoria es creada P_0 . La población es

clasificada de acuerdo a su no-dominación. Cada solución se le asigna un ranking (o fitness) igual a su nivel de no-dominación (1 para el mejor, 2 para el segundo y así sucesivamente). Así se asume la minimización de la función fitness. Primero, se usan los operadores de selección por torneo binario, recombinación y mutación para crear una población de descendientes Q_0 de tamaño N .

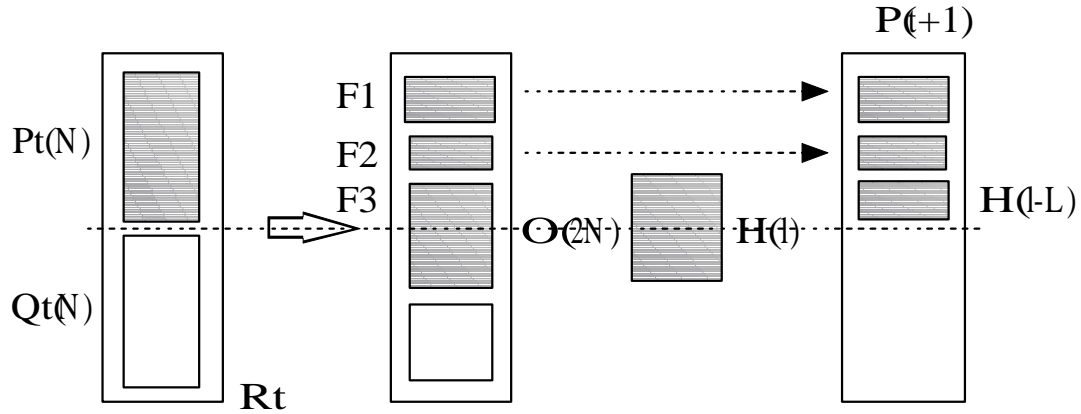


Fig. 6.2: Selección de la Población Descendiente

Si se observa la figura 6.2 primero se forma una población combinada $R_t = P_t \cup Q_t$. La población R_t es de tamaño $2N$. Entonces la población R_t es clasificada de acuerdo a la no dominación.

Ahora, las mejores soluciones no-dominadas entran a F_1 , por el proceso de clasificación, formando los niveles de no-dominación (Frentes de Pareto). Las soluciones que harán parte de la próxima generación P_{t+1} serán elegidos de acuerdo a la secuencia de frentes no-dominados en orden de sus ranking.

Para elegir exactamente N miembros de la población, se clasifica el último frente (que no pudo entrar a la nueva población por ranking), usando el operador de comparación de apiñamiento \prec_n en orden descendiente y se eligen las mejores soluciones necesarias para completar la nueva población P_{t+1} , como se muestra en el algoritmo 7. Luego se usa de nuevo el operador de apiñamiento junto con los rankings de no-dominancia

ι_{rank} para seleccionar los individuos que se les aplicará recombinación y mutación, para crear la nueva población Q_{t+1} de tamaño N . Es importante notar que se usa el proceso de selección por torneo binario, pero el criterio de selección es ahora basado en el operador de distancias de apiñamiento. En este caso no se consideran criterios de factibilidad; más adelante se introduce como un nuevo criterio de selección.

Si se considera la complejidad de una iteración del algoritmo entero en el peor de los casos se tendría:

1. Clasificación de no-dominados es $(M(2N)^2)$;
2. Asignación de distancias de apiñamiento es $(M(2N)\log(2N))$;
3. Clasificación con el operador \prec_n es $((2N\log(2N)))$.

La complejidad total del algoritmo es (MN^2) , el cual es gobernado por la parte de clasificación de no-dominados del algoritmo.

Note que si involucramos dentro del proceso de clasificación de frentes el proceso de selección de individuos que harán parte de la nueva población P_{t+1} de tamaño N , no es necesario continuar con el proceso de ranking, cuando la suma de los miembros de los frentes ya clasificados superan o igualan los N miembros de la nueva población.

Algoritmo 8 NSGA II completo

```

 $R_t = P_t \cup Q_t$            %combina la población de padres y descendientes
 $F = fast - non - dominated - sort(R_t)$    % $F = (F_1, F_2, \dots)$ , todos los
                                           frentes no-dominados de  $(R_t)$ 

 $P_{t+1} = \emptyset$  y  $i = 1$ 
until  $|P_{t+1}| + |F_i| \leq N$            %hasta que la población de padres sea
                                           completada.
     $crowding - distance - assignment(F_i)$    %cálculo de distancias
                                           de apiñamiento en  $F_i$ 

     $P_{t+1} = P_{t+1} \cup F_i$            %incluye el  $i_{th}$  frente no-dominado en
                                           la población de padres

     $i = i + 1$                            %incrementa contador de frentes.

Sort $(F_i, \prec_n)$                      %clasifica en orden descendente usando  $\prec_n$ 
 $P_{t+1} = P_{t+1} \cup F_i[1 : (N - |P_{t+1}|)]$    %se elige el primer  $(N - |P_{t+1}|)$ 
                                           elemento de  $F_i$ 

 $Q_{t+1} = \text{hacer la nueva población de } (P_{t+1})$    %usa selección, crossover
                                           y mutación para crear  $Q_{t+1}$ .

 $t = t + 1$                            %incrementa el contador de generaciones

```

6.2 Manejo de restricciones

En [76] y [75], se muestra un algoritmo basado en selección por torneo que es usado para manipular los problemas con restricciones. Un algoritmo similar será introducido en el NSGA II, para resolver los problemas de optimización multiobjetivo con restricciones.

A. Propuesta para manejo de restricciones en NSGA II.[21][19]

Este método usa la selección por torneo binaria, donde dos soluciones se sacan de la población, y la mejor se elige. En presencia de restricciones, cada solución puede ser factible o no-factible. Podrían haber tres situaciones. 1) las dos soluciones son factibles; 2) una es factible y la otra no y, 3) ninguna de las dos es factible.

En el caso de los problemas de un solo objetivo, se usa una simple regla para cada caso.

1. Elegir la solución con mejor valor de función objetivo.
2. Elegir la solución factible.
3. Elegir la solución con menor numero de restricciones violadas.

En ningún momento hay necesidad de comparar una solución con otra, por esto, no es necesario un parámetro de penalización.

En el contexto de la optimización multiobjetivo, los últimos dos casos, pueden ser usados igual, y el primer caso se puede usar el operador de comparación por apiñamiento (\prec_n). Para mantener la simplificación del

NSGA II, se modificará un poco el concepto de dominación entre dos soluciones i y j para el manejo de la selección.

Definición 1: Se dice que una solución i domina de forma obligada a otra j , si ninguna de las siguientes condiciones es verdadera.

1. La solución i es factible y la solución j no lo es.
2. Las soluciones i y j son ambas infactibles, pero la solución i tiene un menor numero de restricciones violaciones.
3. Las soluciones i y j son factibles y la solución i domina a la solución j .

Este procedimiento no modifica la complejidad computacional del NSGA II.

Una metodología interesante para manipular restricciones para sistemas de distribución se plantea en [22] y [24].

En este trabajo se usa el método de manejo de restricciones de Ray-Tai-Seow planteado en [21].

B. Manejo de restricciones de Ray-Tai-Seow.[21]

Primero se hacen tres ranking diferentes de no-dominación.

El primero se hace de acuerdo a el valor de la función objetivo i_{rank} , y se guarda en el vector N -dimensional R_{obj} . El segundo ranking R_{con} , se hace de acuerdo al conteo de violaciones de restricciones de cada solución. Note que una solución factible el conteo de violaciones de restricciones es cero.

El tercer ranking se realiza, de acuerdo a una combinación de la clasificación por funciones objetivos R_{obj} y el operador de comparación por apiñamiento. Esto produce R_{com} .

Una vez que los rankings están completos se procede al proceso de selección por torneo para obtener la nueva población $P(N)$.

Se da prioridad a la factibilidad R_{con} , luego a la clasificación por funciones objetivo R_{obj} y finalmente a R_{com} .

6.3 Método de Recombinación(Crossover)

El operador de crossover se cree que es el principal operador de búsqueda en el trabajo de un AG como herramienta de optimización (Goldberg, 1989). El éxito de la operación de AGs también depende del mecanismo de codificación usado para representar las variables del problema (Kargupta, Deb and Goldber 1992; Radcliffe 1993).

Como el método de recombinación usado en este trabajo es el simulado binario (Simulated Binary Crossover(SBX))en el espacio de numero reales, repasemos el porque de la analogía entre el binario y el codificado real.

6.3.1 Crossover Binario Simple

En [23] se menciona que el poder de búsqueda del operador de crossover es definido en términos de la distribución de probabilidad para crear una solución hija arbitraria de un par de padres. La potencia de búsqueda en el SBX es similar a la de un simple crossover con codificación binaria .

En [23] se concluye que en el crossover en codificación binaria, los hijos que salen de un cruce simple entre dos padres, tienen el mismo valor medio de los padres, esto se nota al ser decodificados. Es interesante notar que esta propiedad de los valores decodificados siguen una especie de regla de mapeo lineal. Asumiendo una regla de mapeo lineal los puntos de los padres e hijos pueden ser calculados como:

$$p_i = mx_i + t, \quad i = 1, 2, \dots \quad (\text{padres decodificados}) \quad (6.2)$$

$$c_i = my_i + t, \quad i = 1, 2, \dots \quad (\text{hijos decodificados}) \quad (6.3)$$

Para definir el espacio de cobertura de los puntos de los hijos alrededor de los puntos de los padres se define un factor de cobertura β , que es el radio de cobertura de los hijos alrededor de los padres.

$$\beta = \left| \frac{c1 - c2}{p1 - p2} \right| \quad (6.4)$$

Donde c son los hijos(children) y p , los padres.

Con la anterior definición, se puede clasificar el crossover en tres clases:

Definición 1 : Todos los crossover con $\beta < 1$ son crossover acotados. Donde los puntos de los hijos son encerrados por los puntos de los padres.

Definición 2 : Todos los crossover con $\beta > 1$ son crossover expandidos. Donde los puntos de los hijos encierran a los padres.

Definición 3 : Todos los crossover con $\beta = 1$ son crossover estacionarios. Donde los puntos de los hijos son los mismos de los puntos de los padres.

Con las tres anteriores definiciones, mostramos la probabilidad de ocurrencia de puntos de los hijos con los tres tipos de crossover, de un par de padres aleatorios.

Se encuentra dependencia del sitio de cruce, consideramos dos cadenas de padres de longitud $\ell - \text{bits}$, y un punto de cruce $k \in (0, \ell - 1)$.

$C(\beta)$, es la probabilidad de ocurrencia de β , y nos interesa conocer la relación funcional de la distribución de probabilidad de $C(\beta)$ con β .

Al final se concluye [23] que la probabilidad total de un crossover acotado es la misma para un crossover expandido. Por lo tanto se llega a 0.5 de probabilidad para cada uno.

6.3.2 Crossover Binario Simulado(SBX) para espacio de busqueda continuos

[75]

El operador SBX usa una distribución de probabilidad alrededor de dos padres[77], para crear dos soluciones hijas. En comparación con otros operadores, el SBX usa una distribución de probabilidad que es similar al principio de probabilidad de creación de soluciones hijas, en el operador de crossover usado en AG con codificación binaria.

En el año 1995 *Deb and Agarwal*, desarrollaron el operador SBX, el cual trabaja con dos soluciones padres para crear dos soluciones hijas. Como su nombre lo dice, el SBX, simula el operador de crossover simple para cadenas binarias. En estos estudios los autores muestran que en este operador comunmente las soluciones hijas, conservan el esquema de intervalos de los padres. El proceso para obtener las soluciones descendientes $x^{(1,t+1)}$ y $x^{(2,t+1)}$ de las soluciones padres $x^{(1,t)}$ y $x^{(2,t)}$ se describe a continuación. Un factor de cobertura(apread) β se define como el valor absoluto de la diferencia entre los hijos sobre la diferencia de los padres.

$$\beta = \left| \frac{x^{(2,t+1)} - x^{(1,t+1)}}{x^{(2,t)} - x^{(1,t)}} \right| \quad (6.5)$$

Primero, un numero aleatorio μ entre 0 y 1, es creado. Luego, se obtiene β_q dependiendo del valor μ , tal que este sea el area bajo la curva

de probabilidad de 0 a β_q . La distribución de probabilidad usada para encontrar soluciones hijas es similar al poder de busqueda del crossover simple en los AGs con cadenas binarias.(Deb and Agawal, 1995):

$$\mathcal{P} = \begin{cases} 0,5(\eta + 1)^{\beta^\eta}, & \text{if } \beta \leq 1 ; \\ 0,5(\eta + 1)^{\frac{1}{\beta^\eta + 2}}, & \text{if } \beta > 1, \end{cases}$$

Donde η es un numero real no negativo. La figura 6.3.2 muestra la distribucion de probabilidad con $\eta = 2$ y 5 para crear descendientes de dos padres ($x^{(1,t)} = 2,0$ y $x^{(2,t)} = 5,0$) en el espacio real. Un valor grande de η da un alta probabilidad de crear hijos cerca de los padres, y viceversa. Para que μ sea el area bajo la curva de probabilidad, se define β_q como sigue:

$$\beta_q = \begin{cases} (2\mu)^{\frac{1}{\eta+1}}, & \text{if } \mu \leq 0,5; \\ \left(\frac{1}{2(1-\mu)}\right)^{\frac{1}{\eta+1}}, & \text{if } \mu > 0,5, \end{cases} \quad (6.6)$$

Después de obtener β_q se calculan los descendientes así:

$$x^{(1,t+1)} = 0,5((1 + \beta_i)x_i^{(1,t)} + (1 - \beta_i)x_i^{(2,t)})y, \quad (6.7)$$

$$x^{(2,t+1)} = 0,5((1 - \beta_i)x_i^{(1,t)} + (1 + \beta_i)x_i^{(2,t)}) \quad (6.8)$$

Es muy importante considerar, la distancia entre los padres, porque puede existir un β_q , muy grande o muy pequeño.

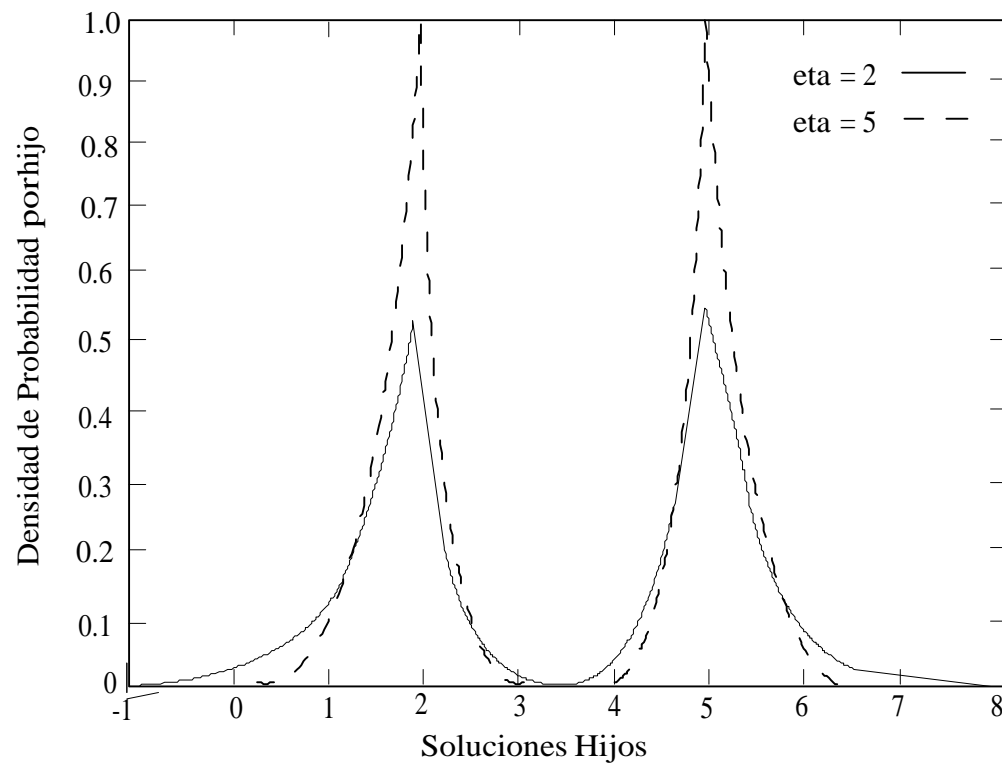


Fig. 6.3: Distribucion de probabilidad para creacion de hijos en problemas continuos

7

Implementacion al Problema de Flujo de Carga Optimo FCO

Los agentes Cogeneradores presentes en los sistemas de distribución como pequeños generadores en el caso en el cual inyectan potencia la red, se muestran como un apoyo a la cargabilidad de las redes, obteniendo beneficios tales como disminución de pérdidas en las líneas, regulación de tensión y demás beneficios consecuentes ya mencionados en el capítulo [2](#).

Los sistemas de Cogeneración conectados a la red se ve con buenas perspectivas en Colombia, buscando encontrar un equilibrio entre beneficios de inversión y aprovechamiento de esta tecnología. Un estudio detallado del sistema en conjunto entre red de distribución y agentes cogeneradores, requiere establecer el óptimo aprovechamiento de la energía que pueden inyectar los cogeneradores incorporando el mayor beneficio posible de alcanzar con la topología y características físicas de la red de distribución.

El algoritmo de flujo de carga como se muestra en el capítulo 3 es independiente del método de optimización, por tal motivo dicho algoritmo se encuentra como parte esencial dentro del método de solución del sistema cogeneradores-red de distribución.

7.1 Planteamiento del Problema

El objetivo de la red distribución al permitir conectar equipos cogeneradores inyectando potencia es el de mejorar las condiciones y el estado del sistema, por tal motivo se hace necesario controlar y regular las variables de potencia que pueden manejar los agentes cogeneradores. Si el sistema de distribución desea mantener el equilibrio de la red debe hacer un estudio y análisis al poseer cogeneradores conectados a lo largo del sistema. Este estudio debe contar con aspectos como la disminución de pérdidas, la cargabilidad del sistema, compra y venta de energía proveniente de cogeneradores, expansión de la red y muchos otros que brinda el uso de esta tecnología.

Las dos funciones objetivos que se tomaron en este trabajo son:

- Pérdidas de potencia activa.
- Costo total de la energía contratada.

7.1.1 Pérdidas de Potencia en el Sistema de Distribución

Las pérdidas de potencia en el sistema de distribución se producen por el efecto Joule en las líneas de la red, a causa de la cargabilidad de las red. En un sistema cualquiera siempre se ven involucrados factores de pérdidas, convirtiéndose en un objetivo de mejoramiento si se llega a disminuir hasta un mínimo. Existen estudios de optimización cuyo objetivo es minimizar este factor. En este trabajo se busca por medio

de la inyección de potencia de los cogeneradores mejorar este índice de perdidas.

En el momento que un cogenerador pueda ayudar a suplir la demanda de una carga retirada de la subestación, ahorra el tener que generar para suplir dicha carga y así las redes que están cerca de la subestación no se calientan evitando las pérdidas al sistema completo.

La función matemática que representa las pérdidas de potencia es la siguiente:

$$P_{ij} = R_{ij} * I_j \quad (7.1)$$

$$P_{total} = \sum_{i=1}^{NN} P_{ij}$$

donde:

R_{ij} : Resistividad en la linea desde el nodo i hasta el nodo j .

I_{ij} : Corriente que circula por la linea ij .

P_{ij} : Perdida de Potencia en la Linea ij .

P_{total} : Pérdida total del sistema de distribución.

7.1.2 Costos de Generación con equipos Cogeneradores

Las Unidades de Cogeneración con Energía excedente disponible ponen al servicio de la red de distribución tal energía considerando venderla a la red o haciendo acuerdos con usuarios no regulados negociando el transporte con el comercializador. Como se mencionó en el capítulo 2 la actividad de compra y venta de excedentes se encuentra regulada por las Normas Colombianas.

Los Costos de producir energía con equipos cogeneradores dependen del tipo de tecnología a usar. En este trabajo se considera como equipo cogenerador a una maquina síncrona.

La fuente de energía electromotriz de los equipos cogeneradores aprovecha el proceso térmico de una planta de producción y como complemento se usan fuentes de energía renovables, que son las que producen el costo directo del proceso de cogeneración. Este costo de combustibles renovables son los que se consideran en este trabajo.

Dependiendo del precio de generación que le oferte el agente cogenerador al sistema o a usuarios no regulados, los comercializadores generarán un despacho de energía, programando la inyección de potencia que se requiera en un momento dado.

La función matemática que representa el costo de cogeneración es:

$$C_{cog} = \left(\left[\sum_{i=1}^{NC} C_i * P_i \right] + P_{Slack} \right) \quad (7.2)$$

donde:

C_i : Costos de Generación del Cogenerador conectado al nodo i .

P_i : Potencia Activa inyectada a la red por el cogenerador conectado a nodo i .

C_{cog} : Costos de Generación Total de los cogeneradores conectados al sistema de distribución.

7.1.3 Restricciones Consideradas

En este trabajo se consideran tres restricciones:

- P_{max} : Potencia Activa Máxima de Generación de los Cogeneradores.

- $S_{f_{max}}$: Potencia Aparente Máxima de Campo limitada por la corriente de Campo.
- $S_{a_{max}}$: Potencia de Armadura Máxima Limitada por la corriente de Armadura

Las dos ultimas restricciones consideradas obedecen a los limites de funcionamiento de la máquina síncrona sin afectar su vida útil como se mencionó en el capitulo 3.

$$S_f^2 \leq Pc^2 + Qc^2 \quad (7.3)$$

$$S_a^2 \leq Pc^2 + ((\frac{V^2}{X}) + Qc)^2 \quad (7.4)$$

donde:

S_f : Potencia Aparente de Campo.

S_a : Potencia Aparente de Armadura.

Pc : Potencia Activa generada por el cogenerador.

Qc : Potencia Reactiva generada por el cogenerador.

V : Tensión en bornes de la máquina síncrona.

X : Reactancia de la máquina síncrona.

El planteamiento del problema de optimización se enuncia como sigue:

Se quiere minimizar las Perdidas del sistema de distribución y minimizar los costos de generación de los cogeneradores considerando los limites térmicos de la máquina síncrona que modela al equipo cogenerador.

Matemáticamente se enuncia asi:

$$\min P_{total} \quad (7.5)$$

$$\min C_{cog} \quad (7.6)$$

sa

$$S_f^2 \leq Pc^2 + Qc^2 \quad (7.7)$$

$$S_a^2 \leq Pc^2 + ((\frac{V^2}{X}) + Qc)^2 \quad (7.8)$$

$$(7.9)$$

donde:

P_{total} : Perdidas en todo el Sistema.

C_{cog} : Costo de Generación.

Entonces considerando una definición en el campo multiobjetivo se dice que:

Se busca encontrar un conjunto solución que satisfaga las dos funciones objetivo y que sean factibles en el espacio de soluciones, es decir, que satisfagan las restricciones.

Este conjunto solución tambien llamadas conjunto de variables de decisión se representa en este trabajo asi:

$$X_g = \begin{bmatrix} P_{c1}^1 & P_{c2}^1 & \dots & P_{ck}^1 & Q_{c1}^1 & Q_{c2}^1 & \dots & Q_{ck}^1 \\ P_{c1}^2 & P_{c2}^2 & \dots & P_{ck}^2 & Q_{c1}^2 & Q_{c2}^2 & \dots & Q_{ck}^2 \\ & & & \vdots & & & & \\ & & & \vdots & & & & \\ P_{c1}^N & P_{c2}^N & \dots & P_{ck}^N & Q_{c1}^N & Q_{c2}^N & \dots & Q_{ck}^N \end{bmatrix} \quad (7.10)$$

Donde:

P_c : Potencia Activa generada por el cogenerador.

Q_c : Potencia Reactiva generada por el cogenerador.

X_g : Vector de Individuos o Población.

N : Numero de Individuos de la Población.

k : Genes de cada individuo (Variables).

Las dos funciones objetivo se encuentran en conflicto por diversas razones a saber:

Los costos de generación pueden ser más elevados en un cogenerador que en otro, y puede ocurrir que para el sistema sea mejor usar un cogenerador más cerca al lugar de demanda disminuyendo al mínimo las pérdidas de energía en el transporte, sin embargo como los cogeneradores suscriben contratos bilaterales con las empresas de distribución y conociendo el beneficio que pueden causar las unidades cogeneradores que minimizan las pérdidas podrían intentar aumentar el precio de venta de su energía. Esta sería la principal consideración de los objetivos contradictorios uno al otro.

7.2 Metodología Aplicada al Flujo de Carga Óptimo

El el diagrama 7.1 se observa la secuencia del Algoritmo NSGA II.

En la sección del algoritmo en donde se evalúan las funciones objetivos, se implementa el método de flujo de carga para obtener el valor de las pérdidas del sistema, y el valor de la potencia activa que debe de generar el nodo *Slack*. El costo de generación en el nodo *Slack* también es sumado a la ecuación general de costos.

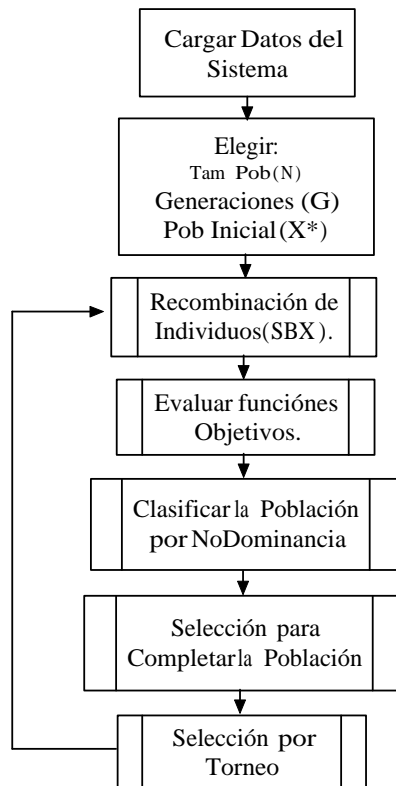


Fig. 7.1: Secuencia del Algoritmo del NSGA II.

7.2.1 Evaluación de Funciones Objetivos y Penalización de Restricciones

En el algoritmo 9 se observa la manera como se evalúan los objetivos y se implementa el método de penalización de restricciones planteado en 6.2 para el manejo de soluciones factibles.

Algoritmo 9 Evaluacion de Individuos en los objetivos y las restricciones

Require: Datos del Sistema, $X \rightarrow \text{Vector de Individuos}$

for each $i \in X$ **do**

for each $k \in \text{NumCogeneradores}$ **do**

if $P_k \leq 0 || P_k > P_k^{\max}$ **then**

$Rcon \leftarrow Rcon + 1$

end if

if $Q_k \leq 0$ **then**

$Rcon \leftarrow Rcon + 1$

end if

if $(P_k)^2 + (Q_k)^2 > S_{armadura(max)}^2$ **then**

$Rcon \leftarrow Rcon + 1$

end if

end for

 Ejecutar *Flujo de Carga*

for each $k \in \text{NumCogeneradores}$ **do**

if $(P_k)^2 + (Q_k + ((V^2)/X_s))^2 > S_{campo(max)}^2$ **then**

$Rcon \leftarrow Rcon + 1$

end if

end for

$f_1(i) \leftarrow \text{Perdidas del Sistema}$

$f_2(i) \leftarrow \text{Costos de Cogeneracion}$

end for

Return $F, Rcon$

Vector de Objetivos y

Contador Violacion de Restricciones.

El algoritmo 9 se explica como sigue:

A partir de las variables de los cogeneradores $P, Q_{\text{cogeneradores}}$ y los Datos del Sistema, se crea el vector contador violación de restricciones

R_{con} ¹ N -dimensional, después se evalúa el flujo de carga para sacar el valor de pérdidas que se eligio como primer objetivo f_1 , también se evalúa la segunda ecuación de costos de generación f_2 , y finalmente se evalúa la cuarta restricción, que depende de los voltajes en los nodos donde se encuentra cada cogenerador.

7.2.2 Implementación del Método al Flujo de Carga Óptimo

En el Algoritmo 10 se observa el lazo principal del método de optimización multiobjetivo NSGA II, implementado para el flujo de carga óptimo, buscando optimizar las variables de los cogeneradores presentes en la red de prueba, considerando como objetivos principales de minimización las Pérdidas Totales en el sistema y los Costos de Potencia Activa generada por los cogeneradores vendida a la red.

A partir de los Datos del sistema que describen a los Cogeneradores, Lineas y Topología de la Red. Crea la población Inicial de tamaño N con Individuos de tamaño M ó Cromosomas de M genés. Luego inicializa el contador de generaciones $g = 1$, después se crea la población combinada de Padres y descendientes R_t de tamaño $2N$ usando Recombinación Binaria Simulada (SBX)²[23] para valores reales; luego se clasifica la población R_t por dominancia para después seleccionar N individuos, que al competir por torneo son elegidos los nuevos padres P_{t+1} de la siguiente generación, que pasarán a ser recombinados y crear los nuevos hijos que al ser combinados formarán la nueva población R_{t+1} . Tanto en el proceso de selección para completar los N individuos de R_t y para seleccionar el vector P_{t+1} , esta presente el operador de apiñamiento (\prec crowded).(participa en dos subprocesos del método)

¹ El vector de violación de restricciones se incrementa en 1 cada vez que un individuo viola una restricción

² Simulated Binary Crossover

Algoritmo 10 Algoritmo Aplicado a Sistemas de Distribución Radial con Cogeneradores

Require: Datos del Sistema(Variables de los Modelos).

$NL \Leftarrow NumLineas$

$NG \Leftarrow NumCogeneradores$

$NN \Leftarrow NL + 1$

$N = NumIndividuos$ Tamaño de la población inicial.

$M \Leftarrow NumGenes$ Genes = Variables del Problema MOP.

$G \Leftarrow NumGeneraciones$

for each $i \in N$ Creación Población inicial.

for each $j \in NumGenes$

$X_{ij}^g \Leftarrow NumAleatorio$ Codificación en numeros reales.

end for

end for

ejecutar *Metodo de Ordenamiento nodal* Entrega Vector *Orden*.

$g \Leftarrow 1$ Inicio contador de generaciones.

while $g \leq NumGeneraciones$ **do**

ejecutar *Metodo de Recombinacion* Croosover SBX.

$Q_{NM}^g \Leftarrow Descendientes$ Entregado por SBX.

$R_{2N,M}^g \Leftarrow X \cup Q$ Combinación de Padres y Descendientes.

ejecutar *Evaluacion de funciones Objetivos y Violacion de restricciones*

$F_{2N,M}^g \Leftarrow Vector de Funciones Objetivo$ Funciones Evaluadas.

ejecutar *Metodo de Clasificacion de Frentes No Dominados Rapido*

ejecutar *Metodo de Seleccion por distancias de apiñamiento* Para completar $P(N)$.

$P_{N,M}^g \Leftarrow Nueva Poblacion$ Población de tamaño N seleccionada por dominancia.

ejecutar *Metodo de Seleccion por distancias de apiñamiento*

% Elige la nueva población X_{ij}^{g+1} , considerando soluciones factibles.

$g \Leftarrow g + 1$

end while

7.2.3 Estructura del Método de Selección

Como se menciona en el manejo de restricciones en la sección 6.2 planteado por *Ray-Tai-Seow* el método de selección es realizado por torneo, y considera tres criterios de decisión para elegir las mejores soluciones para pasar a la siguiente generación. En el algoritmo 7.2.3 se muestra como se clasifica en el vector *Rcom* la población por su ranking de dominancia y además de acuerdo a su distancia de apiñamiento (crowded) para ser usado como uno de los criterios de selección.

Algoritmo 11 Uso de Operador Crowded para Selecccion

Require: F,Robj,Rcon,O,P,FP

for each $i \in NumIndividuos$ **do**

$Rcom(i) \leftarrow Robj(i) * 100$ Eleva la diferencia entre
niveles de frentes.

end for

for each $k \in NumFrentes$ **do**

Para cada frente encontrado.

$I \leftarrow []$ Limpio el vector.

$H \leftarrow []$ Limpio el vector.

$l \leftarrow Tama\tilde{n}o\ de\ Frente$ Longitud de frente

for each $i \in l$

$H(i) \leftarrow Frente(k, i)$ Guarda cada j del Frente(i).

end for

for each $i \in Frente(k)$ **do**

$I(i) \leftarrow F(H(i)) \cup H(i)$ Vector con los individuos de cada Frente k.

end for

Ejecutar *Distancias de Apiñamiento*

$d_i \leftarrow Crowded\ distance$

end for

for each $i \in N$ **do**

$Rcom(i) \leftarrow Rcom(i) + d(i)$ Rcom considera, valor de rank y
crowded (\prec).

end for

Return *Rcom* Usado como criterio en el Torneo.

La explicación del algoritmo es la siguiente:

El algoritmo requiere de conocer el vector de índices *P*(de tamaño

N) que pertenecen a la población combinada R_t^{2N} , de los cuales se seleccionaran los individuos. Y como criterios de selección requiere el vector de soluciones ordenadas por ranking de dominancia $Robj$ y el vector de violación de restricciones $Rcon$ que permite garantizar soluciones factibles. Para crear el vector que combina el criterio de selección por ranking y por distancia de apiñamiento para cada individuo, se eleva la diferencia numerica entre niveles de ranking(se multiplica el vector $Robj$ por cien) y se procede a analizar cada frente no dominado por sus distancias de apiñamiento; luego se le suma a cada individuo de $Robj$ el valor d_{ij} que corresponde a su distancia de apiñamiento. Así, si dos individuos que compiten por torneo pertenecen a un mismo frente de soluciones, el operador de apiñamiento entra a determinar que individuo gana la competencia.

7.2.4 Selección por Torneo Usando el método de Ray-Tao

El metodo de selección usa los tres criterios. Y se explica el algoritmo 12:

Se requiere el vector de individuos que competirán por torneo para ser seleccionados. Se lanzan dos numeros aleatorios que pertenecen a los índices de R_t que están para competir por torneo, y primero se evalua quien de los dos viola menos restricciones en el vector $Rcon$; si tienen igual valor se considera el menor ranking de dominancia en el vector $Robj$; dado el caso que pertenezcan al mismo frente, se considera tercer y ultimo criterio $Rcon$, que contiene la combinación por ranking y por distancias de apiñamiento, siendo al fin este ultimo el que decide quien gana el torneo entre los dos competidores se se llega a dar las condiciones mencionadas.

7.2.5 Parámetros Usados en el Método

Para obtener los resultados de prueba se realizaron 2000 iteraciones, 10 repeticiones para comprobar que se llegaba a resultados similares en cada prueba. Los parámetros ajustados para la evaluación del método son:

Algoritmo 12 Parte 2: Seleccion por Torneo

for each $i \in N$ **do** $a \leftarrow NumRandom1 \leftarrow 0$ $b \leftarrow NumRandom2 \leftarrow 0$ **while** $a = b$ Garantiza que no sean numeros iguales. $a \leftarrow NumRandom1 \in P$ $b \leftarrow NumRandom2 \in P$ **end while****if** $Rcon(a) > Rcon(b)$ **then** 1° Criterio de factibilidad $Sel(i) \leftarrow b$ **else if** $Rcon(b) > Rcon(a)$ **then** $Sel(i) \leftarrow a$ **else****if** $Robj(a) > Robj(b)$ **then** 2° Criterio de dominancia $Sel(i) \leftarrow b$ **else if** $Robj(b) > Robj(a)$ **then** $Sel(i) \leftarrow a$ **else****if** $Rcom(a) > Rcom(b)$ **then** 3° Criterio de Apiñamiento. $Sel(i) \leftarrow a$ Si $d_a > d_b$ **else** $Sel(i) \leftarrow b$ **end if****end if****end if****end for**

- Tamaño de la Población: 50
- Porcentaje de la mutación = $1/Var$, donde Var =numero de variables.
- Porcentaje de cruza = 1(usando SBX)
- Selección por torneo.

Inicialmente se hicieron variaciones con el sistema de 30 nodos, fijando el interes en las variaciones alrededor de la diversidad de la población y en la convergencia a un Frente Óptimo de Pareto constante en todas las repeticiones.

En la siguiente tabla se visualiza las diferentes pruebas evaluadas en el método con el sistema de 30 nodos.

Tab. 7.1: Pruebas del algoritmo al Sistema de 30 nodos

Prueba	$\eta(\text{eta})$	mutación	Crossover
1	2	0.8	SBX
2	2.5	0.8	SBX
3	3	0.8	SBX
4	3.5	0.8	SBX
5	4	0.8	SBX
6	4.5	0.8	SBX
6	5	0.8	SBX

Se hace también la variación a la Población y al numero de generaciones.(Pendiente)

Para el sistema de 135 nodos, se realizaron variaciones del valor de distribución de probabilidad del algoritmo de crossover. Como se indica en la tabla ??.

Tab. 7.2: Pruebas del algoritmo al Sistema de 135 nodos

Prueba	η(eta)	mutación	Crossover
8	2	0.8	SBX
9	2.5	0.8	SBX
10	3	0.8	SBX
11	3.5	0.8	SBX
12	4	0.8	SBX
13	4.5	0.8	SBX
14	5	0.8	SBX

8

Resultados

Para validar el desempeño del algoritmo para optimizar el proceso de flujo de carga con cogeneradores se hace una variación al método de recombinación variando η la variable interna del Crossover simulado (SBX), para realizar comparaciones que permitan examinar el comportamiento del método frente al problema de flujo de carga. De igual manera se varia el número de generaciones (G), el tamaño de la población inicial (N) y el porcentaje de mutación (P_c). El desempeño de la metodología se evaluará en dos sistemas de distribución con topología radial. Una de 30 nodos, considerando cinco cogeneradores y el sistema de 135 nodos con 13 cogeneradores conectados a lo largo del sistema de distribución. Los valores manejados en el algoritmo se encuentran en *por unidad* [pu], y la Potencia $S_{base} = 100 MVA$ y el Voltaje $V_{base} = 13,2 kV$. La Impedancia base $Z_{base} = 1602,6$ [Ohm].

En este capítulo se describe el problema elegido para la comparación del desempeño del algoritmo, se describen los sistemas de prueba mencionados y se presentan los resultados obtenidos para cada prueba. Finalmente, se realiza un análisis de estos resultados, se discuten

brevemente y se enuncian las conclusiones.

- 30 Nodos: Sistema de 30 nodos y 5 ramas. Es un sistema equilibrado de mediana complejidad matemática. [25]
- IEEE135: Sistema equilibrado de 135 nodos y 21 ramas. Presenta una elevada complejidad matemática por su tamaño. Se modifico agregando 13 cogeneradores.

El primer sistema de prueba es un sistema de distribución de topología radial el cual consta de 30 nodos, 5 cogeneradores y 5 ramas.

Para los Sistemas de Prueba se realizaron variaciones en los factores del algoritmo que podrían hacer diferencia entre si. Tales factores como el tamaño de la Población N , el factor η inmerso en el método de recombinación SBX, la probabilidad de mutación P_c y el número de generaciones usadas.

Las gráficas obtenidas para realizar las comparaciones se realizaron con los Mejores Frentes de Pareto obtenidos de 10 corridas por cada prueba mencionada. Esto con el fin de no hacer comparaciones con Frentes locales o falsos.

A continuación se muestran las diferentes figuras obtenidas en cada variación a los Sistemas de Prueba, con el fin de observar el mejor desempeño del algoritmo. Los datos de los Sistemas de Prueba se observan en el Anexo ??.

8.1 Pruebas al Sistema de 30 Nodos

Primero se realizaron variaciones en parámetros como el número de generaciones G y el tamaño de la población N .

En la figura 8.1 se observa el desempeño del algoritmo para cada variación del Numero de generaciones G , considerando un factor $P_c=80\%$

y un $\eta=4$. La gráfica muestra que el Frente de Pareto encontrado es el mismo para todas las pruebas y para el caso del sistema de 30 Nodos, no se hace necesario tener el número de generaciones por encima de 1000.

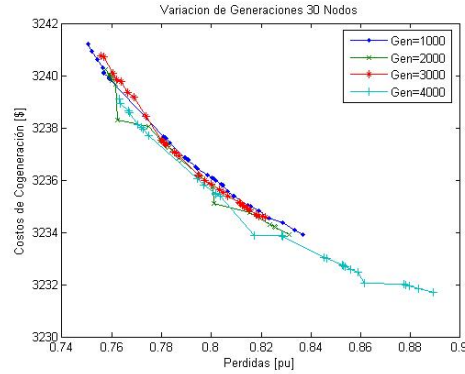


Fig. 8.1: Variación de las Generaciones 30 Nodos

Otro de los parametros de importancia en el algoritmo es el tamaño de la población N y en la figura 8.2 se observa el desempeño del algoritmo para cada variación de N , considerando un factor $P_c=80\%$ y un $\eta=4$. Esta prueba muestra algo interesante; si observamos el Frente de Pareto para $N = 30$, se encuentra aislado de los demás Frentes, pero el Frente para $N = 10$ esta cerca de los demás Frentes aunque no posee buena diversidad ni un buen numero de soluciones. Esto conlleva a concluir que el tamaño de la población interesa si se quiere un Frente con soluciones bien dispersas, pero se obtienen soluciones de compromiso cerca al verdadero Frente de Pareto. Dado que siempre se quiere un FP disperso y diversificado, se toma un numero mayor a 30 individuos para que hagan parte de la población inicial en el caso de la prueba para el sistema de 30 Nodos.

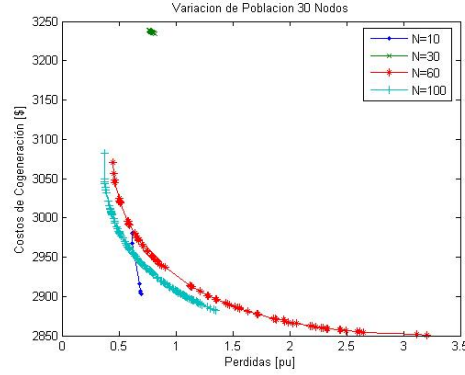


Fig. 8.2: Variación de la Población 30 Nodos

Con las dos pruebas anteriores se puede establecer que el algoritmo tiene un buen desempeño para el sistema de 30 Nodos con una población $N = 60$ y generaciones $G = 2000$. Estos parámetros se toman para las demás pruebas.

En los algoritmos evolutivos el método de recombinación de individuos es uno de los más importantes, y en el caso del método SBX usado en este trabajo, se quiere variar el parámetro η que implica tener soluciones más dispersas a lo largo de Frente de Pareto. En la figura 8.3 se observa el desempeño del algoritmo para cada variación de η , se toma un factor $P_c=80\%$ (probabilidad de mutación).

Realizando esta prueba se encuentra que para el sistema de 30 Nodos, y para $\eta = 2$, existe un FP infactible, que no representa el FP real. Las demás soluciones convergen a un mismo Frente mostrando la no dependencia de los valores de η , para encontrar el Frente de Pareto Real.

En la figura 8.4 se observa el desempeño del algoritmo para cada variación del factor de Mutación P_c . Diversos autores han establecido que la probabilidad de mutación P_c es $P_c = 1/Var$, donde Var es el número de variables del problema (ó en términos genéticos: cantidad de genés del cromosoma). Se realizaron las pruebas con varios valores para observar su desempeño. Para una $P_c=50\%$, se obtiene un FP que cae en la Zona infactible del problema.

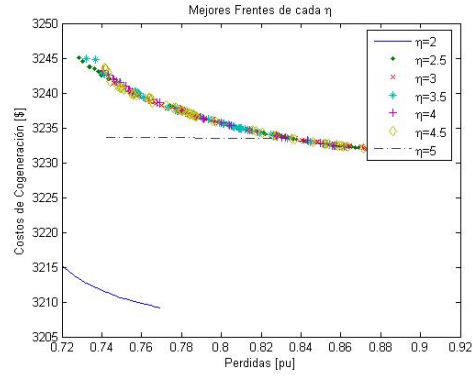


Fig. 8.3: Variación de η para 30 Nodos

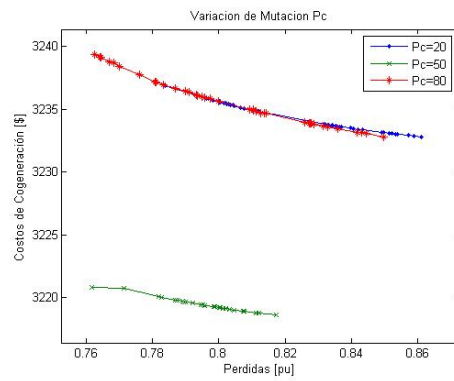


Fig. 8.4: Variación de la probabilidad de Mutación P_c 30 Nodos

En la figura 8.5 se observa el comportamiento de uno de los vectores solución que muestra la Potencia Activa en cada cogenerador. Esta solución pertenece al mejor Frente de Pareto para $\eta = 4$. Se muestra que el conjunto solución se encuentra dentro del límite de Potencia máxima de generación.

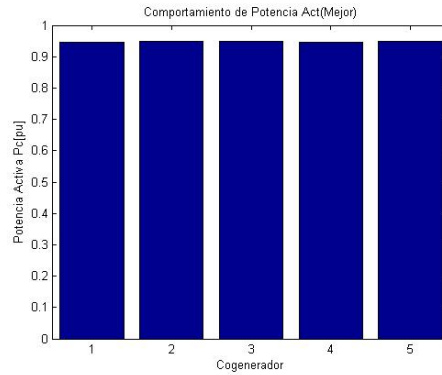


Fig. 8.5: Potencia Activa de los Cogeneradores (Vector Solución)

En la figura 8.6 se puede observar la frecuencia con que se llega a los límites del Frente de Pareto, comparación realizada para las diez repeticiones, $G = 2000$, $N = 60$, $P_{C2}0\%$ y $\eta = 3$. Este nos muestra la frecuencia con que el algoritmo encuentra los mismos límites de los Frentes de Pareto, demostrando así la convergencia a un mismo conjunto de soluciones de compromiso.

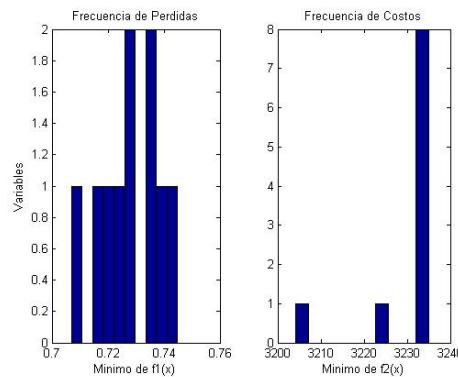


Fig. 8.6: Frecuencia obtenida para 10 corridas 30 Nodos

8.2 Pruebas al Sistema de 135 Nodos

Las mismas pruebas realizadas al sistema de 30 Nodos se hicieron al sistema de 135 Nodos.

En la figura 8.7 se observa el desempeño del algoritmo para cada variación del Numero de generaciones G , considerando un factor $P_c=80\%$ y un $\eta=4$. La gráfica muestra que el Frente de Pareto encontrado es el mismo para todas las pruebas y para el caso del sistema de 135 Nodos, al igual que para el sistema de 30 Nodos no se hace necesario tener el número de generaciones por encima de 1000.

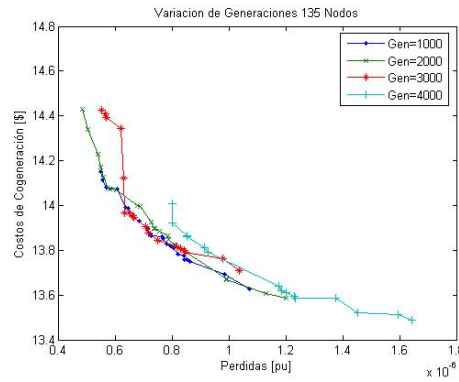


Fig. 8.7: Variación de las Generaciones 135 Nodos

En la figura 8.8 se observa el desempeño del algoritmo para cada variación de N , considerando un factor $P_c=80\%$ y un $\eta=4$. Esta prueba muestra que el tamaño de la población implica obtener un Frente de Pareto con muchas más soluciones, pero que con $N = 60$ el contorno del FP se describe notablemente.

Con las dos pruebas anteriores se puede establecer que el algoritmo tiene un buen desempeño para el sistema de 135 Nodos con una población $N = 60$ y generaciones $G = 2000$. De igual manera estos parámetros se toman para las demás pruebas.

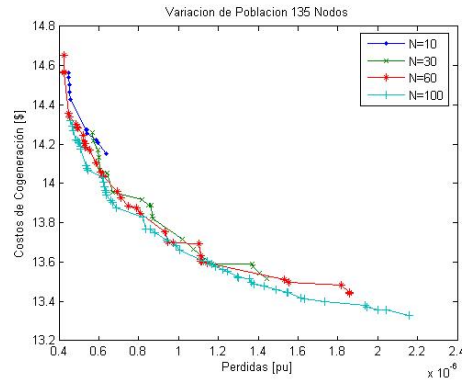


Fig. 8.8: Variación de la Población 135 Nodos

En la figura 8.9 se observa el desempeño del algoritmo para cada variación de η , se toma un factor $P_c=80\%$ (probabilidad de mutación).

Realizando esta prueba se encuentra que para el sistema de 135 Nodos cualquier valor de η que se tome, siempre se converge FP real, independizando de manera radical la dependencia de este parametro.

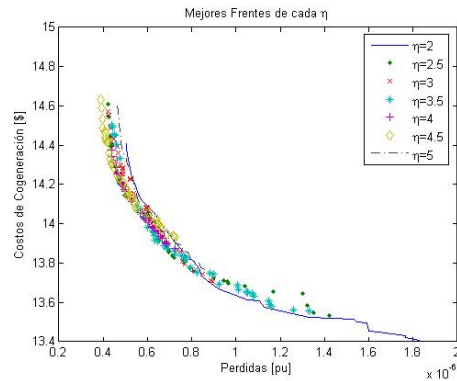


Fig. 8.9: Variación de η para 135 Nodos

En la figura 8.10 se observa el desempeño del algoritmo para cada variación del factor de Mutación P_c . Al seguir la sugerencia de algunos autores de que $P_c = 1/Var$, para el caso de 13 Cogeneradores para el sistema de 135 Nodos se tendría que $P_c = 3,7\%$ de probabilidad. De igual formase realizaron las pruebas con varios valores para observar su desempeño. Obteniendo una independencia del factor de mutación para llegar a encontrar el Frente de Pareto. Ésto no significa que el factor de mutación deba ser nulo.

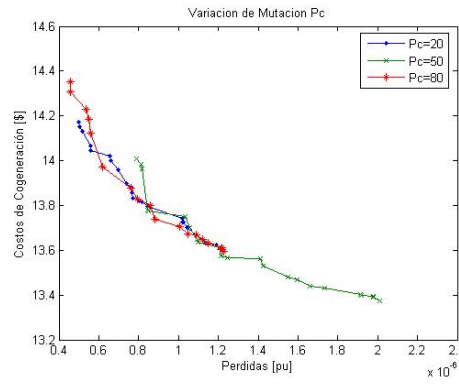


Fig. 8.10: Variación de la probabilidad de Mutación P_c 135 Nodos

En la figura 8.11 se observa el comportamiento de uno de los vectores solución que muestra la Potencia Activa en cada cogenerador. Esta solución pertenece al mejor Frente de Pareto para $\eta = 4$. Se muestra que el conjunto solución se encuentra dentro del límite de Potencia máxima de generación.

A comparación del sistema de 30 Nodos los valores de la Potencia Activa generado por los cogeneradores, es mucho menor y por eso los costos se ven reducidos en gran medida.

En la figura 8.12 se puede observar la frecuencia con que se llega a los límites del Frente de Pareto, comparación realizada para las diez repeticiones, $G = 2000$, $N = 60$, $P_c = 20\%$ y $\eta = 3$. Este nos muestra la frecuencia con que el algoritmo encuentra los mismos límites de los Frentes de Pareto, demostrando así la convergencia a un mismo conjunto de soluciones de compromiso.

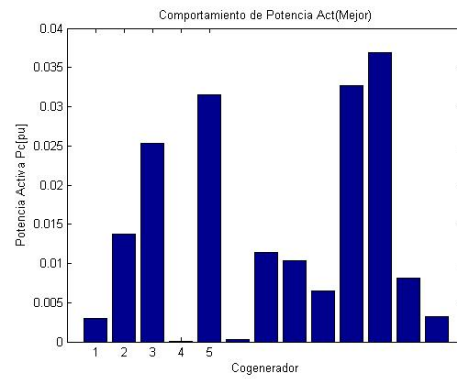


Fig. 8.11: Potencia Activa de los Cogeneradores (Vector Solución)

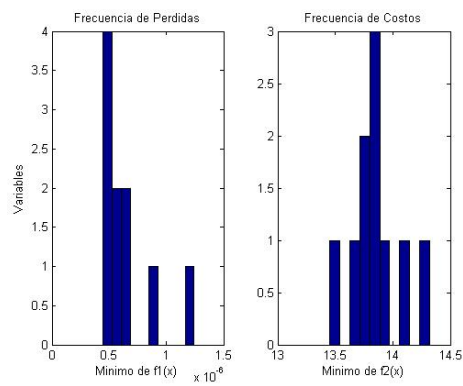


Fig. 8.12: Frecuencia obtenida para 10 corridas 135 Nodos

En el sistema de 30 Nodos la potencia requerida por la red por parte de los cogeneradores es la máxima que pueden dar, que alcanza los 0,95 [pu], y por tal motivo los costos de generación son muy altos comparados con el sistema de 135 Nodos. También este factor depende de la ubicación de los cogeneradores y de las cargas conectadas cerca de ellos.

8.3 Conclusiones y Trabajo Futuro

El uso de NSGA II tiene la ventaja de no depender directamente de los parametros para encontrar el Frente de Pareto Real, como se observo realizando las variaciones de los parametros y llegando a un conjunto de soluciones similares en cada prueba.

Esta metodología se muestra como una herramienta para raelizar el despacho de generación distribuida, manejado por el operador de red. También es una herramienta para el estudio que requiere el agente cogenerador elcual solicita el operador de red para permitir la conexión del equipo cogenerador.

En este estudio al tener en consideración las restricciones de la máquina síncrona, se tiene en cuenta la vida útil de la misma y así ayuda a la conservación del equipo para los agentes cogeneradores.

El uso de NSGA II se caracteriza por la calidad de las soluciones encontradas en espacios restringidos. El mecanismos de recombinación es de suma importancia para mantener la diversidad de las soluciones y no caer en los Frentes locales o falsos.

Los resultados en el campo multiobjetivo brinda un conjunto de soluciones factibles, el cual permite elegir una solución de acuerdo al interes y a las necesidades del operador de red. Por ejemlo soluciones con una alta confiabilidad y alto costo(en zonas urbanas) y viceversa (zonas rurales).

La metodología posee una gran ventaja debido a que puede ser adapatada muy facilmente a otro problema, porque la estructura del NSGA II es independiente de las funciones objetivos que se quieren optimizar.

Los resultados han sido satisfactorios probados en un sistema de 30 Nodos y 135 Nodos con 5 y 13 cogeneradores respectivamente. Encontrando soluciones similares apoyados en diversas repeticiones(corridas).

Como trabajo futuro se puede mencionar:

En este trabajo solo se consideraron dos objetivos, pero la metodología puede soportar tres o más objetivos que como se sabe, los sistemas de distribución pueden tener muchos objetivos que son contradictorios. De manera que queda realizar esta prueba.

Se podrían considerar modelos más complejos de los elementos de la red y observar el desempeño de la metodología.

Una consideración interesante sería adoptar una ecuación de costos más compleja, que describa con mejor detalle lo que implica generar con cogeneración.

De todas formas al algoritmo como tal, se pueden realizar cambios en el método de recombinación, en el de preservar la diversidad, en manipulación de restricciones y también se podría pensar en cambiar el método de solución del flujo de carga.

Bibliografía

- [1] Mocarquer G. Sebastián, Rudnick V.D.W, Hugh. Recursos renovables como generacion distribuida en los sistemas electricos". *Proyecto Fondecyt Pontificia Universidad Catolica de Chile*, Santiago de Chile. 2005.
- [2] CONAE(Comisión nacional para el ahorro de energia. "www.conae.gob.mx/wb/CONAE/CONA.1917_generacion_distribui". Mexico D.F. Delegacion Cuauhtémoc. 2005.
- [3] Ministerio de Minas y Energía. Resolucion No. 80039 de Enero 20 de 2000 ". Colombia 2000.
- [4] Universidad de los Andes. Regulacion para incentivar las energias alternas y la generacion distribuida en Colombia "*Proyecto de investigacion ISAGEN-COLCIENCIAS*. Medellin 2004.
- [5] Cristhian Duque. Eduardo Felipe Marmolejo, y María Teresa Rueda de Torres. .Análisis de Prospectiva de la Generación Distribuida en el Sector Eléctrico Colombiano". *Revista de Ingenieria Universidad de los Andes*, Mayo 2004. Colombia
- [6] Documento de la Andi. "La cogeneracion como alternativa energetica sostenible ". *Foro ANDI- Camara de Energia Y Gas - UPME*. Abril 18 2002. Colombia
- [7] CREG. "Proyecto de ley 027 del 2006 Camara". Colombia 2001

-
- [8] Mecanismo de Desarrollo Limpio. Resumen Portafolio Colombiano de Proyectos para el MDL-Sector Energia ". Estudio de la ACCEFYN(Academia Colombiana de Ciencias Exactas fisicas Y Naturales. Colombia 2004.
- [9] "Proyecto de Ley".
- [10] "II Encuentro Nacional de Uso Racional de Energia no convencionales". Agosto 2004.
- [11] Ministerio de Minas y Energía. "Desarrollo institucional ".Colombia 2002.
- [12] Yog Raj Sood. ".Evolutionary programming based optimal power flow and its validaation for derelated power system analysis ". *ELSEVIER Electrical power and energy systems*. India 23 March 2006.
- [13] Jose Luis Cerda Arias. "Integracion de unidades de generacion distribuida en un modelo de mercados de adquisicion de energía de una empresa distribuidora ". *Tesis de Grado, Universidad de Chile*. Santiago de Chile. 2002.
- [14] Franklin Mendoza, José L. Bernal-Agustín and José A. Domínguez-Navarro. "NSGA and SPEA Applied to Multiobjective Design of Power Disrtribution Systems ". *IEEE Transactions on Power Systems*, Vol 21, No 4. November 2006.
- [15] Zitzler, E. & Thiele, L. "Multiobjective Evolutionary Algorithms: A Comparative Case Study and the Strength Pareto Approach ". *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*. Vol 3, No 4, November 1999.
- [16] Ramón A. Gallego R, Mauricio Granada E. "Flujo De Potencia Optimo Especializado Para Sistemas Radiales ". *Revista de Ingeniería Universidad del Valle*.
- [17] Alejandro Garcés Ruiz. Reconfiguración De Alimentadores Primarios Usando Un Metodología

- Combinatorial Bajo Un Modelamiento Trifásico ". *Tesis de Maestría*, Universidad Tecnológica de Pereira. 2005
- [18] Carlos A. Coello Coello. "Introducción a la Optimización Evolutiva Multiobjetivo". *Presentación CINVESTAV-IPN*. Mexico 2002.
- [19] Efrén Mezura Montes y Carlos A. Coello Coello. Conceptos de Optimización Multiobjetivo para el Manejo de Restricciones en Algoritmos Evolutivos: Un Estudio Comparativo". *CINVESTAV-IPN(Grupo de Computación Evolutiva)*, Departamento de Ingeniería Eléctrica. 2002
- [20] Gregorio Toscano Pulido. "Optimización Multiobjetivo, Usando un Microalgoritmo Genético ". *Tesis de Maestría de Inteligencia Artificial*, CINVESTAV-IPN. Septiembre 2001.
- [21] Kalyanmoy Deb, A. Pratap, S. Agarwal, and T. Meyarivan. "A fast and Elitism Multiobjective Genetic Algorithm ". *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*. Vol 6, No 2, Abril 2002.
- [22] S. Favuzza, M. G. Ippolito and E. Riva Sanseverino. "Crowded comparison operators for constraints handling in NSGA-II for optimal design of the compensation system in electrical distribution networks ". *ELSEVIER*. April 3. 2006
- [23] Kalyanmoy Deb and R. B. Agrawal. "Simulated Binary Crossover for Continuous Search Space ". *Reporte Técnico, Departamento de Ingeniería Mecánica*, Instituto Tecnológico de India. 1995.
- [24] Sergio Nesmachnow. "Una Versión Paralela del Algoritmo Evolutivo para Optimización Multiobjetivo NSGA-II y su Aplicación al Diseño de Redes de Comunicaciones Confiables ". *Centro de Cálculo*,

Instituto de Computación Facultad de Ingeniería,
Universidad de la República, Uruguay 2004.

- [25] Alejandro Garcés Ruiz. "Flujo de Carga Armónico". *Tesis de Grado*, Universidad Tecnológica de Pereira. Colombia 2003.
- [26] IEEE Power Engineering Society. "Harmonic Modeling and Simulation Task Force Reference Documents. Disponible en Internet: <http://www.ee.ualberta.ca/pwrsys/IEEE/download.html>.
- [27] José Manuel Aller. "La máquina Sincrona ". *Texto Guía Conversión de Energía Eléctrica*. Universidad Simón Bolívar. Sartenejas, Marzo 2006. pp 24-30.
- [28] Kalyanmoy Deb, Hans-Georg Beyer. "Self-Adaptive Genetic Algorithms with Simulated Binary Crossover". *Technical Report No. CI-61/99*. Dortmund, Germany. March 1999
- [29] Stevenson William and Grainer J. Jhon. "Análisis de Sistemas de Potencia ". *Mc Graw Hill*. Mexico 1996.
- [30] Gabriel .Estudio Comparativo de técnicas para resolver el problema de Flujo de Carga". *Proyecto de Grado*. Universidad Tecnológica de Pereira. Pereira. Mayo 2008.
- [31] Lawrence J. Fogel. "Artificial Intelligence through Simulated Evolution". *Fourty years of Evolutionary Programming*. John Wiley Sons, New York, 1999.
- [32] Lawrence J. Fogel. "On the organization of intellect". *PhD thesis, University of California*, Los Angeles, California, 1964.
- [33] Gregor Johann Mendel. "Experiments in plant hybridisation. *Journal of Royal Horticultural Society*, 26:132, 1901.

-
- [34] August Wismann. "The Germ Plasm: A Theory of Heredity". Scott, London, UK. United Kingdom, 1893.
 - [35] Peter Bienert. "Aufbau einer optimierungsautomatik für drei parameter". *Masters thesis*, Universidad Técnica de Berlin, 1967.
 - [36] Ingo Rechenberg. "Evolutionstrategie: Optimierung technischer Systeme nach Prinzipien der biologischen Evolution". *Frommann-Holzboog*, Stuttgart, Alemania, 1973.
 - [37] Hans-Paul Schwefel. "Kybernetische evolution als strategie der experimentall forschung in der strömungstechnik". *Masters thesis*, Universidad Tecnica de Berlin, 1965.
 - [38] John H. Holland. "Adaptation in Natural an Artificial Systems". *MIT Press*, Cambridge, Massachusetts, second edition, 1992.
 - [39] A.Wetzel. "Evaluation of Efectiveness of genetic algorithms in combinational optimization. University of Pittsburgh, Pittsburgh (unpublished), 1983.
 - [40] Darrel Whitley. "The GENITOR Algorithm and Selection Pressure: Why Rank-Based Allocation of Reproductive Trials is Best". *In Proceedings of the Third International Conference on Genetic Algorithms*, pages 116121, San Mateo, California, July 1989. Morgan Kaufmann Publishers.
 - [41] Günter Rudolph. "Convergence analysis of canonical genetic algorithms". *IEEE Transactions on Neural Networks*, 5(1):96101, January 1994.
 - [42] Bill P. Buckles and Fred E. Petry. *Genetic Algorithms*". *IEEE Computer Society Press*, 1992.

-
- [43] R. E. Steuer. "Multiple Criteria Optimization: Theory, Computation, and Applications. Number 419450 in 1. John Wiley & Sons, 1986.
- [44] N. L. Cramer. ".^A representation for the adaptive generation of simple". In *J.J. Grefenstette, editor, Proceedings of an International Conference on Genetic*, pages 183187, Pittsburgh, PA., 1985. Carnegie-Mellon University.
- [45] John R. Koza. "Hierarchical genetic algorithms operating on populations of computer programs". In *N. S. Sridharan, editor, Proceedings of 11th International Joint Conference on Artificial Intelligence*, pages 768774, San Mateo, California, 1989. Morgan Kaufmann.
- [46] Wolfgang Banzhaf, Peter Nordin, Robert E. Keller, and Frank D. Francone. "Genetic Programming An Introduction; On the Automatic Evolution of Computer Programs and its Applications. Morgan Kaufmann, dpunkt.verlag, January 1998.
- [47] Andrezej Osyczka. "Multicriterion Optimization in Engineering with fortran programs. John Wiley Sons, 1984.
- [48] Kaisa M. Miettinen. "Nonlinear Multiobjective Optimization". *Kluwer academic publishers*, Norwell, Massachusetts 02061 USA, 1999.
- [49] Gass S. and Saaty T. "The computational algorithm for the parametric objective function". *Naval Research Logistics Quarterly*, 2:3945, 1955.
- [50] Zadeh L. ".^optimality and non-scalar-valued performance criteria". *IEEE transactions on Automatic Control*, 8:5960, 1963.
- [51] L. S. Landon Y. Y. Haimes and D. A. Wismer. ".^on a bicriterion formulation of the problems of itegrated

- system identification and system optimization". *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*, 1:296297, 1971.
- [52] R. N. Keeney and H Raiffa. "Decision with Multiple Objectives: Preferences and Value Tradeoffs. John Wiley Sons, 1976.
- [53] P. C. Fishburn. "Lexicographic orders, utilities and decision rules: A survey. *Management Science*, 20(11):14421471, 1974.
- [54] W. W. Cooper A Charnes and R. O. Ferguson. "Optimal estimation of executive compensation by linear programming". *Management Science*, 1(2):138 151, 1955.
- [55] V. Chankong and Y.Y. Haimes. "Multiobjective decision making theory and methodology". *Elsevier Science Publishing Co.*, 1983.
- [56] J. S. Dyer A. M. Geoffrion and A. Feinberg. "An interactive approach for multi-criterion optimization, with an application to the operation of an academic department". *Management Science*, 19(4):357368, 1972.
- [57] A. P. Wierzbicki. "The use of reference objectives in multiobjective optimization, multiple criteria decision making theory and applications". In G. Fandel and T. Gal, editors, *Lecture Notes in Economics and Mathematical Systems* 177, pages 468486, Berlin, Heidelberg, 1980. Springer-Verlag.
- [58] A. Kaszkiewicz and R. Slowinski. The light beam search over a nondominated surface of a multiple-objective programming problem". In U. P. Wen G. H. Tzeng, H. F. Wand and P. L. Yu, editors, *Multiple Criteria Decision Making- Proceedings of the Tenth International Conference: Expand and Enrich*

- the Domains of Thinking and Application, pages 8799, New York, 1994. Springer-Verlag.
- [59] R. E. Steuer. "Multiple Criteria Optimization: Theory, Computation, and Applications. Number 419450 in 1". *John Wiley & Sons*, 1986.
- [60] R. S. Rosenberg. "Simulation of genetic populations with biochemical properties". *PhD thesis*, University of Michigan, Ann Harbor, Michigan, 1967.
- [61] Carlos M. Fonseca and Peter J. Fleming. "An Overview of Evolutionary Algorithms in Multiobjective Optimization". *Evolutionary Computation*, 3(1):116, Spring 1995.
- [62] Carlos A. Coello Coello. "A Comprehensive Survey of Evolutionary-Based Multiobjective Optimization Techniques". *Knowledge and Information Systems. An International Journal*, 1(3):269308, August 1999.
- [63] J. J. Grefenstette. "GENESIS : A system for using genetic search procedures". In *Proceedings of the 1984 Conference on intelligent Systems and Machines*, pages 161165, 1984.
- [64] J. David Schaffer. "Multiple Objective Optimization with Vector Evaluated Genetic Algorithms". In *Genetic Algorithms and their Applications: Proceedings of the First International Conference on Genetic Algorithms*, pages 93100. Lawrence Erlbaum, 1985.
- [65] Carlos M. Fonseca and Peter J. Flemin. "Genetic Algorithms for Multiobjective Optimization: Formulation, Discussion and Generalization". In *Stephanie Forrest, editor, Proceedings of the Fifth International Conference on Genetic Algorithms*, pages 416423, San Mateo, California, 1993. University of Illinois at Urbana-Champaign, Morgan Kauffman Publishers.

-
- [66] Kalyanmoy Deb, Samir Agrawal, Amrit Pratab, and T. Meyarivan. [^]Fast Elitist Non-Dominated Sorting Genetic Algorithm for Multi-Objective Optimization: NSGA-II". *KangaL report 20001*, Indian Institute of Technology, Kanpur, India, 2000
- [67] N. Srinivas and Kalyanmoy Deb. "Multiobjective optimization using nondominated sorting in genetic algorithms". *Technical report, Department of Mechanical Engineering*, Indian Institute of Technology, Kanpur, India, 1993.
- [68] Jeffrey Horn and Nicholas Nafpliotis. "Multiobjective Optimization using the Niched Pareto Genetic Algorithm". *Technical Report IlliGAI Report 93005*, University of Illinois at Urbana-Champaign, Urbana, Illinois, USA, 1993.
- [69] D. E. Goldberg and J. Richardson. "Genetic algorithm with sharing for multimodal function optimization". In J. J. Grenfestette, editor, *Genetic Algorithms and Their applications: Proceedings of the Second International Conference on Genetic Algorithms*, pages 4149. Lawrence Erlbaum, 1987.
- [70] Joshua D. Knowles and David W. Corne. [^]Approximating the Nondominated Front Using the Pareto Archived Evolution Strategy". *Evolutionary Computation*, 8(2):149172, 2000.
- [71] E. Zitzler and L. Thiele. "Multiobjective optimization using evolutionary algorithmsA comparative case study". In *Parallel Problem Solving From Nature*, V, A. E. Eiben, T. Bäck, M. Schoenauer, and H.-P. Schwefel, Eds. Berlin, Germany: Springer-Verlag, 1998, pp. 292301.
- [72] E. Zitzler, K. Deb, and L. Thiele. Comparison of multiobjective evolutionary algorithms: Empirical results". *Evol. Comput*, Vol. 8, no. 2, pp. 173195, Summer 2000.

-
- [73] G. Rudolph. "Evolutionary search under partially ordered sets". *Dept. Comput. Sci./LS11, Univ. Dortmund, Dortmund, Germany, Tech. Rep. CI-67/99*, 1999.
- [74] C. M. Fonseca and P. J. Fleming. "Multiobjective optimization and multiple constraint handling with evolutionary algorithms Part II: Application example". *IEEE Trans. Syst., Man, Cybern.* Vol 28, pp 3847, Jan. 1998.
- [75] K. Deb and R. B. Agrawal. "Simulated binary crossover for continuous search space". *In Complex Syst.*, Apr. 1995, vol. 9, pp. 115148.
- [76] K. Deb. "An efficient constraint-handling method for genetic algorithms". *Comput. Methods Appl. Mech. Eng.*, vol. 186, no. 24, pp. 311338, 2000.
- [77] K. Deb. "Multi-Objective Optimization using Evolutionary Algorithms". *John Wiley & Sons Ltd, Indian Institute Technology Kampur*. February 2002.
- [78] J. L. Ceciliano M. y R. N. Gómez. "Planeación de la expansión de transmisión con programación evolutiva". *boletín iie*. Agosto 1999.

APÉNDICE



Glosario

A continuación se enumeran algunos términos empleados en este documento.

1. **Bolsa de Energía.** Sistema de información, manejado por el Administrador del Sistema de Intercambios Comerciales, sometido a las reglas del Mercado Mayorista, en donde los generadores y comercializadores ejecutan actos de intercambio de ofertas y demandas de energía, hora a hora, para que el Administrador del Sistema de Intercambios Comerciales ejecute los contratos resultantes en la bolsa de energía, y liquide, recaude y distribuya los valores monetarios correspondientes a las partes y a los transportadores.
2. **Cogeneración** Proceso de producción combinada de energía eléctrica y energía térmica, que hace parte integrante de una actividad productiva, destinadas ambas al consumo propio o de terceros y destinadas a procesos industriales o comerciales.

3. **Cogenerador** Es aquella persona natural o jurídica que produce energía utilizando un proceso de Cogeneración, y que puede o no, ser el propietario del sistema de Cogeneración.
4. **Demanda Suplementaria.** Es la demanda máxima adicional (MW) que requiere un Cogenerador conectado al SIN para cubrir el 100 % de sus necesidades de potencia.
5. **Energía Excedente con Garantía de Potencia.** Es la energía adicional producida por un Cogenerador que tiene asociada una potencia constante en un período de tiempo, garantizada por el agente, la cual es susceptible de contratar a largo plazo.
6. **Energía Excedente sin Garantía de Potencia.** Es la energía producida por el Cogenerador que no tiene asociada una potencia constante y es la energía resultante de las fluctuaciones del consumo propio.
7. **Inflexibilidad de Sistemas de Cogeneración.** Un Sistema de Cogeneración es inflexible cuando las características técnicas del mismo, hacen que genere en una hora, más energía de la requerida por su proceso productivo.
8. **Sistema de Intercambios Comerciales (SIC).** Conjunto de reglas y procedimientos establecidos en el Reglamento de Operación que permiten definir las obligaciones y acreencias de generadores, comercializadores y los transportadores por concepto de los actos o contratos de energía en la bolsa conforme al despacho central. El SIC incluye el proceso de liquidación del valor de los intercambios, la preparación y actualización del estado de cuenta de cada generador y comercializador que participa en la bolsa de energía y de los transportadores, y la facturación, pago y recaudo del valor de las transacciones realizadas en la misma bolsa.
9. **Sistema Interconectado Nacional (SIN).** Es el sistema compuesto por los siguientes elementos conectados entre sí: las plantas y equipos de generación, la red de interconexión, las redes regionales e interregionales de transmisión, las redes de distribución y las cargas eléctricas de los usuarios, conforme a lo definido en la Ley 143 de 1994.

-
10. **Sistema de Transmisión Nacional (STN).** Es el sistema interconectado de transmisión de energía eléctrica compuesto por el conjunto de líneas, con sus correspondientes módulos de conexión, que operan a tensiones iguales o superiores a 220 kV.
 11. **Sistema de Transmisión Regional (STR).** Sistema interconectado de transmisión de energía eléctrica compuesto por redes regionales o interregionales de transmisión; conformado por el conjunto de líneas y subestaciones, con sus equipos asociados, que operan a tensiones menores de 220 kV y que no pertenecen a un sistema de distribución local.
 12. **Sistema de Distribución Local (SDL).** Sistema de transmisión de energía eléctrica compuesto por redes de distribución municipales o distritales; conformado por el conjunto de líneas y subestaciones, con sus equipos asociados, que operan a tensiones menores de 220 kV que no pertenecen a un sistema de transmisión regional por estar dedicadas al servicio de un sistema de distribución municipal, distrital o local.
 13. **Mercado mayorista.** Conjunto de sistemas de intercambio de información entre generadores y comercializadores de grandes bloques de energía eléctrica en el sistema interconectado nacional, para realizar contratos sobre cantidades y precios definidos.
 14. **Cogenerador Usuario Regulado.** Un Cogenerador tiene la categoría de usuario regulado si su demanda máxima es inferior o igual al límite de potencia que para tal fin establece la CREG.
 15. **Cogenerador Usuario No Regulado.** Un Cogenerador tiene la categoría de usuario no regulado si su demanda máxima es mayor al límite de potencia que para tal fin establece la CREG.

La calidad de usuario regulado o no regulado no se determina con base en la demanda suplementaria que el Cogenerador contrate con un comercializador o un generador.
 16. **Uso del Respaldo:** Es cuando el Cogenerador toma energía de la red en una hora cualquiera, y en promedio es mayor a la Demanda Suplementaria contratada con el comercializador. Definida en el artículo 5 de la Ley 085 de 1996.

17. **Ley de la uniformidad:** Establece que si se cruzan dos razas puras para un determinado carácter, los descendientes de la primera generación son todos iguales entre sí e iguales a uno de los progenitores.

18. **Ley de la disyunción:** Establece que los caracteres recesivos, al cruzar dos razas puras, quedan ocultos en la primera generación, reaparecen en la segunda en proporción de uno a tres respecto a los caracteres dominantes.

B

Ordenamiento Nodal

Sea N el número de nodos de una red radial, y $N - 1$ el número de líneas ubicadas de tal forma que a cada nodo, con excepción del slack, le corresponde una y solo una línea de alimentación, esto permite llamar a cada línea por el mismo nombre de su nodo de recibo. Los nodos pueden tener o no líneas de ramificación, si no las tiene son nodos finales. El sistema puede verse como un conjunto de capas en donde un nodo-línea pertenece a la misma capa que otro si el número de ramas que debe recorrer la corriente para llegar al nodo fuente es igual. Para conocer la corriente por una rama se deben conocer las corrientes por las capas inferiores y la carga del nodo de recibo, así mismo, para conocer los voltajes nodales de los nodos inferiores se debe conocer el de los nodos superiores. Estas condiciones pueden ser aseguradas gracias al algoritmo de ordenamiento nodal.

El algoritmo de ordenamiento nodal modifica la disposición del vector

de conexiones ¹, este vector consiste en una estructura ² con dos campos básicos a saber:

- Nodo de envío (N1).
- Nodo de recibo (N2).

Adicionalmente este vector contiene información sobre cada tramo de línea como impedancia y costos. Inicialmente es indiferente cual nodo es de envío y cual de recibo en una línea, pero al finalizar el ordenamiento el nodo de envío debe ser el que está mas cerca al nodo fuente.

Como primer paso se crea el vector *REP*, éste contiene el número de veces que se repite cada nodo en el vector de conexiones, tanto en el campo de envío como en el de recibo.

En la figura ?? se observa una red radial no ordenada cuyos vectores de conexión y *REP* se muestran en las tablas B.1 y B.2 respectivamente; de esta última se pueden extraer varias características útiles para el ordenamiento:

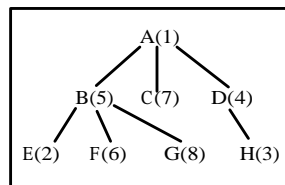


Fig. B.1: Ejemplo de una red radial no ordenada

- El nodo Slack entra con un número asignado ya que es el nodo base del árbol.
- Los nodos terminales tienen un valor en el campo de REP igual a 1, lo cual indica que serán los primeros en ser ubicados.

¹ Árbol

² Computacionalmente una estructura es un tipo de variable definida que contienen varios campos por ejemplo las variables complejas contienen dos campos: real e imaginario.

Tab. B.1: Vector de conexiones para la red mostrada en la figura ??

Número	Envío	Recibo
1	B	E
2	F	B
3	A	C
4	D	H
5	A	B
6	A	D
7	B	G

Tab. B.2: Vector *REP* para la red mostrada en la figura ??

Nodo	Numero	Líneas
Slack- A(1)	3	3,5,6
E(2)	1	1
H(3)	1	4
D(4)	2	4,6
B(5)	4	1,2,5,7
F(6)	1	2
C(7)	1	3
G(8)	1	7

Una vez ubicadas las líneas terminales en el vector ordenado, se reduce el valor del nodo envío y recibo correspondiente, este último por ser nodo final toma un valor de cero por lo que no se tiene en cuenta de nuevo. Este paso se repite continuamente hasta que todos los nodos-línea de la red sean ubicados.

Finalmente, es de destacar que el algoritmo mostrado corresponde a un ordenamiento ascendente, se puede realizar un ordenamiento descendente en donde los nodos finales son los últimos en el vector ordenado.

Finalmente se tiene el algoritmo completo:

La explicación de Algoritmo es la siguiente:

Inicialmente se crea un vector *Orden* donde se guardaran los nodos en su orden correspondiente y se inicializa el vector $n(1) = 1 = p$, considerando que el nodo 1 es el *Slack*³. Luego se hace una revisión en cada uno de los nodos buscando $n(p)$ para cada p no clasificado, primero en el nodo de envío y luego en el nodo de recibo. Si se encuentra en el nodo de envío, se almacena el nodo de recibo en el vector n , y se guarda la posición k en el vector *Orden*. Cuando se encuentra el $n(p)$ en el nodo de recibo, se almacena en el vector n el nodo de envío, y para diferenciar del caso anterior, en el vector *Orden* se guarda $-k$. Así se completa el vector *Orden*.

En este tipo de ordenamiento lo realmente importante es la gerarquía entre nodos, es decir, se asegura que el nodo B está antes de los nodos E, F y G aunque en este intervalo aparezcan otros nodos. El algoritmo de ordenamiento nodal es general para redes monofásicas o trifásicas, si es programado con un lenguaje orientado a objetos es posible reutilizar el código en los dos casos pues solo cambia la declaración inicial de la estructura la cual en un caso contiene las impedancias como valores complejos mientras en el otro caso son matrices complejas.

³ Explicación de nodo Slack

Algoritmo 13 Ordenamiento Nodal

Require: *NododeEnvio* y *NododeRecibo*

$n(p) \Leftarrow 1$ Con $p = 1, 2, \dots, NunLineas$

for each $i \in Numero\ de\ Lineas$ **do**

$Orden \Leftarrow 0$

end for

for each $i \in Numero\ de\ Lineas$ **do**

$VecRevision \Leftarrow 1$

end for

for each $i \in Numero\ de\ Lineas$ **do**

for each $k \in Numero\ de\ Lineas$ **do**

if $VecRevision(k) \neq 1$

If $n(i)$ *Esta en NodoEnvio*(k) **then**

$Orden \Leftarrow Orden \cup \{k\}$

$n \Leftarrow n \cup NodoRecibo(k)$

$VecRevision \Leftarrow 0$

 Marca la posición k , ordenada.

end if

if $n(i)$ *Esta en NodoRecibo*(k) **then**

$Orden \Leftarrow Orden \cup \{-k\}$

$n \Leftarrow n \cup NodoEnvio(k)$

$VecRevision \Leftarrow 0$

 Marca la posición k , ordenada.

end if

end if

end for

end for

C

Sistemas de Prueba

C.0.1 Sistema de 30 nodos

Considerando un $R_{base} = 1602,76$ para una Potencia base de $100MW$. En la tabla [C.1](#) se observa los datos para el sistema de 30 Nodos.

Tab. C.1: Datos del sistema de 30 Nodos

Envio	Recibo	R [Ohm]	X [Ohm]	P [kW]	Q [kVAr]
1	2	0.0922	0.0477	100	60
2	3	0.493	0.2511	90	40
3	4	0.366	0.1864	120	80
4	5	0.3811	0.1941	60	30
5	6	0.819	0.707	60	20
6	7	0.1872	0.6188	200	100
7	8	1.7114	1.2351	200	100
8	9	1.03	0.74	60	20
9	10	1.04	0.74	60	20
10	11	0.1966	0.065	45	30
11	12	0.3744	0.1238	60	35
12	13	1.468	1.155	60	35
13	14	0.5416	0.7129	120	80
14	15	0.591	0.526	60	10
15	16	0.7463	0.545	60	20
2	17	0.164	0.1565	90	40
17	18	1.5042	1.3554	90	40
18	19	0.4095	0.4784	90	40
19	20	0.7089	0.9373	90	40
3	21	0.4512	0.3083	90	50
21	22	0.898	0.7091	420	200
22	23	0.896	0.7011	420	200
25	26	0.203	0.1034	60	25
26	27	0.2842	0.1447	60	25
27	28	1.059	0.9337	60	20
28	29	0.8042	0.7006	120	70
29	30	0.5075	0.2585	200	600

En la tabla [C.2](#) se observan los datos de los cogeneradores para 30 Nodos.

Tab. C.2: Datos de Cogeneradores para 30 nodos

Nodo	Sf(max)[pu]	Sa(max)[pu]	X[pu]	Pmax[pu]	Costo[kW/h]
6	1	2	0,95	1,1	87
8	1	2	0,95	0,95	80
14	1	2	0,95	0,9	73
23	1	2	0,95	1,05	82
30	1	2	0,95	0,98	70

C.1 Sistema IEEE de 135 nodos

En la tabla [C.1](#) se observa los datos para el sistema de 135 Nodos.

Tab. C.3: Datos del sistema IEEE135

Nodo	Envío	Recibo	R	X	P	Q
1	0	1	0,1743500	0,4025040	0	0
2	1	2	0,0009871	0,0022736	0,0004778	0,0001901
3	2	3	0,1172230	0,2706100	0,0004255	0,0001693
4	3	4	0,0522106	0,1205200	0,0008702	0,0003462
5	4	5	0,0817630	0,1887470	0,0031131	0,0012386
6	5	6	0,0857015	0,1978400	0,0014887	0,0005923
7	6	7	0,0600920	0,1387100	0,0023867	0,0009496
8	6	8	0,0297990	0,0297521	0,000623	0,0002479
9	8	9	0,2737030	0,1439710	0,001246	0,0004957
10	8	10	0,0571150	0,0570250	0,0014018	0,0005577
11	10	11	0,2090000	0,1099400	0,0011681	0,0004647
12	10	12	0,4817400	0,1652400	0,002492	0,0009915
13	10	13	0,0620820	0,0619800	0,0029145	0,0011595
14	13	14	0,2637400	0,1387300	0,0030372	0,0012084
15	13	15	0,0297900	0,0297520	0,002154	0,000857
16	15	16	0,1542600	0,0811480	0,0019859	0,0007901
17	0	17	0,1743500	0,4025000	0	0
18	17	18	0,0009872	0,0022700	0	0
19	18	19	0,1172200	0,2706100	0	0
20	19	20	0,0571360	0,1318900	0,0003013	0,0001473

Continua ...

Tab. C.3: Datos del sistema IEEE135 (continuación)

Nodo	Envío	Recibo	R	X	P	Q
21	20	21	0,3732300	0,1963200	0,0023097	0,0011292
22	20	22	0,0955520	0,2205800	0,0006026	0,0002946
23	22	23	0,1592400	0,0837630	0,0023097	0,0011292
24	22	24	0,0128070	0,0295630	0,0012051	0,0005892
25	24	25	0,0236300	0,0545780	0	0
26	25	26	0,0098508	0,0227420	0,0005698	0,0002786
27	26	27	0,0620820	0,0619880	0,0036467	0,0017828
28	27	28	0,0124180	0,0123970	0	0
29	28	29	0,0995270	0,0523520	0,0012465	0,0006094
30	29	30	0,2090000	0,1099000	0,0005698	0,0002786
31	28	31	0,0297990	0,0297520	0	0
32	31	32	0,0497600	0,0261760	0,0008547	0,0004179
33	32	33	0,2189000	0,1151000	0	0
34	33	34	0,0597140	0,0314110	0,0039674	0,0019396
35	31	35	0,0397290	0,0396710	0	0
36	35	36	0,1940700	0,1020800	0,0018115	0,0008856
37	36	37	0,1393400	0,0732930	0,0024217	0,001184
38	35	38	0,0297990	0,0297520	0,0007532	0,0003682
39	0	39	0,1743500	0,4025040	0	0
40	39	40	0,0620610	0,1432000	0,0000125	0,0000053
41	40	41	1,5558000	0,5336000	0,0000627	0,0000266
42	40	42	0,0009872	0,0022730	0	0
43	42	43	0,0364470	0,0841410	0,0011788	0,0004997
44	43	44	0,4279000	0,2251000	0,0006267	0,0002657
45	43	45	0,0334900	0,0773150	0,0017229	0,0007303
46	45	46	0,0689560	0,1591800	0,0045856	0,0019439
47	46	47	0,0325000	0,0750420	0,0026296	0,0011147
48	47	48	0,0600900	0,1387100	0,0023576	0,0009994
49	48	49	0,1489900	0,1487600	0	0
50	49	50	0,1489900	0,1487600	0,0010922	0,000463
51	48	51	0,0236300	0,0545700	0	0
52	51	52	0,0137890	0,0318360	0,0007281	0,0003087
53	52	53	0,0315210	0,0727600	0,0025847	0,0010957

Continua ...

Tab. C.3: Datos del sistema IEEE135 (continuación)

Nodo	Envío	Recibo	R	X	P	Q
54	53	54	0,0157630	0,0363800	0,0006917	0,0002932
55	54	55	0,0108380	0,0250150	0,0002184	0,0000926
56	52	56	0,0571360	0,1318900	0	0
57	56	57	0,1343600	0,0706000	0,0002053	0,000087
58	57	58	0,2189600	0,1151700	0,0015055	0,0006382
59	58	59	0,2637400	0,1387300	0,0022069	0,0009355
60	59	60	0,1741700	0,0916190	0,0009238	0,0003916
61	60	61	0,1094700	0,0575800	0	0
62	47	62	0,0728900	0,1682700	0,0022669	0,000961
63	0	63	0,0039380	0,0090940	0	0
64	63	64	0,1418500	0,3274600	0,0029402	0,0011697
65	64	65	0,2009000	0,4639000	0,0008302	0,0003303
66	65	66	0,1733700	0,4002000	0,0008302	0,0003303
67	66	67	0,1723900	0,3979500	0,0010377	0,0004129
68	67	68	0,0896400	0,2069300	0,0017641	0,0007018
69	68	69	0,2936000	0,1544400	0,0008302	0,0003303
70	68	70	0,0305300	0,0704900	0,0021792	0,000867
71	70	71	0,3682500	0,1937000	0,0002329	0,0000927
72	71	72	0,5374500	0,2827000	0,0000508	0,0000202
73	70	73	0,0354000	0,0818680	0,0007264	0,000289
74	73	74	0,6949800	0,2383700	0,0040599	0,0016152
75	0	75	0,0059126	0,0136400	0	0
76	75	76	0,3831900	0,8846000	0,0010018	0,0004247
77	76	77	0,1182000	0,2728800	0,0014252	0,0006042
78	77	78	0,1093000	0,2524000	0,0009604	0,0004071
79	78	79	0,0246270	0,0568500	0,0030045	0,0012737
80	79	80	0,3252900	0,3248100	0,0014124	0,0005987
81	80	81	0,1787900	0,1785200	0,0027985	0,0011863
82	81	82	0,2985800	0,1570600	0,0008731	0,0003701
83	81	83	0,0571100	0,0570200	0,0024385	0,0010337
84	83	84	0,2985800	0,1570600	0,0024775	0,0010503
85	0	85	0,0059126	0,0136400	0	0
86	85	86	0,2196700	0,5071100	0,0008988	0,000381

Continua ...

Tab. C.3: Datos del sistema IEEE135 (continuación)

Nodo	Envío	Recibo	R	X	P	Q
87	86	87	0,0551300	0,0716200	0,0113728	0,0048211
88	86	88	0,2305000	0,5321200	0,0045834	0,001943
89	88	89	0,0394800	0,0135400	0,003852	0,0016329
90	89	90	0,0403900	0,0932300	0	0
91	90	91	0,1743500	0,4025000	0,0007961	0,0003375
92	91	92	0,0443200	0,1023300	0,0008731	0,0003701
93	92	93	0,0699400	0,1614500	0	0
94	93	94	0,1539500	0,1537200	0,00074	0,0003137
95	94	95	0,1142200	0,1140500	0,0023205	0,0009837
96	95	96	0,1390500	0,1388500	0,0014182	0,0006012
97	93	97	0,0541700	0,1250700	0	0
98	97	98	0,0709250	0,1637300	0,0007645	0,0003241
99	0	99	0,0049250	0,0113600	0	0
100	99	100	0,0886570	0,2046600	0,0005132	0,0002176
101	100	101	0,0620600	0,1432600	0,0005987	0,0002538
102	101	102	1,2004000	0,4117000	0,0000907	0,0000384
103	101	103	0,2393700	0,5525900	0,0000209	0,0000089
104	103	104	0,3654600	0,8436700	0,0001674	0,0000709
105	104	105	0,2403500	0,5548600	0,0150652	0,0063863
106	105	106	0,1065800	0,1384800	0,0031302	0,0013269
107	106	107	0,1120900	0,1456400	0,0007983	0,0003384
108	107	108	0,2886300	0,1518200	0,0005132	0,0002176
109	108	109	0,2836500	0,1492000	0	0
110	107	110	0,0238900	0,0310380	0,0020244	0,0008582
111	110	111	0,2488100	0,1308800	0,0006082	0,0002578
112	111	112	0,4528500	0,2382000	0,0004562	0,0001934
113	112	113	0,2985800	0,1570600	0	0
114	108	114	0,4080600	0,2146500	0,0015707	0,0006658
115	114	115	0,5673000	0,2984100	0	0
116	109	116	0,5772500	0,3036490	0,0025015	0,0010604
117	116	117	0,2488100	0,1308800	0	0
118	104	118	0,1694300	0,3911300	0,0006981	0,0002959
119	118	119	0,0768300	0,1773700	0,0003207	0,000136

Continua ...

Tab. C.3: Datos del sistema IEEE135 (continuación)

Nodo	Envío	Recibo	R	X	P	Q
120	119	120	0,0650100	0,1500800	0,0006108	0,0002589
121	0	121	0,0059120	0,0136400	0	0
122	121	122	0,3408400	0,7868100	0,0009462	0,0004626
123	122	123	0,0236300	0,0545780	0,0004986	0,0002438
124	123	124	0,2764100	0,0948120	0,0012316	0,0006021
125	123	125	0,0108380	0,0250150	0,0007835	0,000383
126	125	126	0,2786700	0,1465900	0,0014548	0,0007112
127	125	127	0,0512230	0,1182500	0,0002137	0,0001045
128	127	128	0,0620610	0,1432600	0,0007479	0,0003656
129	127	129	0,0728940	0,1682700	0,0022793	0,0011143
130	129	130	0,0226580	0,0523050	0,0003561	0,0001741
131	130	131	0,0482600	0,1114000	0,002493	0,0012188
132	131	132	0,0847190	0,1955600	0,0031672	0,0015484
133	132	133	0,1986500	0,1983500	0,0033382	0,001632
134	133	134	0,2085900	0,2082700	0,002493	0,0012188
135	134	135	0,1539500	0,1537200	0	0

... Fin de la tabla

Tab. C.4: Datos de Cogeneradores para 135 nodos

Nodo	Sf(max)[pu]	Sa(max)[pu]	X[pu]	Pmax[pu]	Costo[kW/h]
5	1	2	0,95	1,1	80.2
10	1	2	0,95	0,95	90
30	1	2	0,95	0,98	72
45	1	2	0,95	1	95
55	1	2	0,95	1,03	74
65	1	2	0,95	0,93	85
75	1	2	0,95	0,91	73
80	1	2	0,95	0,99	82
90	1	2	0,95	1,04	93
100	1	2	0,95	0,96	80
105	1	2	0,95	0,97	74
130	1	2	0,95	0,98	91
135	1	2	0,95	0,96	70

Índice alfabético

caracteres recesivos, [156](#)

Cogeneración, [14](#)

Kirchhoff, [38](#)

Ley de la Uniformidad de Medel, [47](#)

Newton-Raphson, [42](#)

operadores geneticos, [45](#)

Ordenamiento, [157](#)